Documento de proyecto

Guía metodológica
Diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible

Andrés Schuschny
Humberto Soto







Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL)

Este documento fue preparado por Andrés Schuschny y Humberto Soto, funcionarios de la División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos (DDSAH) de la CEPAL. El trabajo ha sido revisado y supervisado por Carlos de Miguel, oficial de asuntos ambientales de esa División, y contó con las valiosas observaciones y sugerencias de Xavier Mancero, Salvador Marconi y Kristina Taboulchanas, funcionarios de la División de Estadística y Proyecciones Económicas de la CEPAL, y de Gilberto Gallopín, experto internacional en temas de ecología e indicadores de desarrollo sostenible.
La investigación responde a una solicitud de los Gobiernos de América Latina y el Caribe y se ha desarrollado en el contexto del Programa de Cooperación entre el Ministerio Federal de Cooperación Económica y Desarrollo de Alemania (BMZ), a través de la Sociedad Alemana de Cooperación Técnica (GTZ) y la CEPAL, llamado Globalización II – Componente 2: Desarrollo sostenible, gestión integral de recursos naturales y manejo del cambio climático (GER/08/005), coordinado por José Javier Gómez de la DDSAH de CEPAL.

Publicación de las Naciones Unidas

LC/W.255

Impreso en Naciones Unidas, Santiago de Chile

Índice

Índice de recuadros

Índice de gráficos

Índice de cuadros

Resumen

Este documento trata de poner en conocimiento al lector, de las bases conceptuales y de las herramientas metodológicas aplicables al proceso de diseño, cálculo y análisis de un indicador compuesto de desarrollo sostenible definido a nivel de una unidad de análisis (por ejemplo, a nivel de países). Se resalta, a lo largo del texto, la necesidad de clarificar los objetivos y el contexto en el que se construirá el indicador compuesto para darle *sustento conceptual*, así como de disponer de información de calidad que le de *validez.* Se destaca también la importancia de utilizar las herramientas metodologías con rigurosidad en cada etapa del proceso de construcción, con el fin de obtener un indicador compuesto con *sustento técnico*. Estos tres elementos se consideran indispensables para que el indicador compuesto sea útil y efectivo para el fin para el que sea construido.

La primera parte del documento se enfoca al *sustento conceptual* del indicador compuesto. En el capítulo I se presenta una descripción general de los indicadores compuestos, las ventajas y desventajas más importantes a considerar detallándose los requerimientos técnicos que deben cumplir, y ya en el contexto del desarrollo sostenible, se incluye un comentario sobre la naturaleza de la medición. El capítulo II exponen los distintos tipos de indicadores compuestos de desarrollo sostenible que se pueden construir, incluidos los que se basan exclusivamente en las ciencias naturales, los que se construyen con fines particulares para evaluar una política, los que se basan en conceptos contables y los de tipo sinóptico. En el capítulo III se exponen las etapas del proceso de construcción de un indicador compuesto en general, y se hace una breve descripción de cada una de ellas. En el capítulo IV se profundiza en la definición del marco conceptual, presentándose algunos de los marcos conceptuales que han sido utilizados en el contexto del desarrollo sostenible. Se resalta la importancia de tener claridad tanto en la definición como en los objetivos que se pretenden alcanzar por medio del indicador compuesto a construir, así como el tener presente que se busca realizar una medición de un concepto multidimensional en una dimensión, lo cual implica un alto nivel de complejidad.

En la segunda parte del documento, con enfoque en los elementos de validez y sustento técnico, se consideran los aspectos metodológicos involucrados en las siguientes etapas de construcción de los indicadores compuestos, incluyendo el proceso de selección de indicadores, análisis multivariado descriptivo, manejo de los valores perdidos, normalización y agregación de las variables que componen un indicador compuesto, así como su posterior presentación. Aquí se trata de considerar todos los sutiles detalles implicados en el proceso de diseño metodológico que yace tras la construcción de un indicador compuesto. En el capítulo V se describe la etapa de selección de indicadores con énfasis en la necesidad de disponer datos de calidad, y se presentan algunas de las iniciativas sobre sistemas de estadísticas e indicadores de desarrollo sostenible que se han planteado tanto a nivel internacional como en el ámbito

regional de América Latina y el Caribe. En el contexto internacional se incluyen el listado de Indicadores de Desarrollo Sostenible propuesto por la Comisión de Desarrollo Sostenible (CDS) y el listado de indicadores de monitoreo de los Objetivos de Desarrollo del Milenio, ambos de de Naciones Unidas. A escala regional se enlistan los indicadores ambientales de la Base de Datos de Indicadores Ambientales (BADEIMA) y los de la Base de Datos de Indicadores de Desarrollo Sostenible en América Latina y el Caribe (BADESALC), ambas actualizadas continuamente por la Comisión Económica para América Latina y el Caribe. Se presenta también el listado de Indicadores Ambientales y de Desarrollo Sostenible propuestos por la Iniciativa Latinoamericana y Caribeña para el Desarrollo Sostenible (ILAC).

En el capítulo VI se analiza la etapa de análisis multivariado descriptivo haciendo énfasis en la necesidad de realizar una exploración de la información disponible, previo a la construcción del indicador compuesto, con el objetivo de detectar vacíos de información así como de establecer, por medio de herramientas de estadística multivariada, posibles relaciones entre individuos o entre variables que permitan tener una visión a priori de los resultados probables a obtener al construir el indicador compuesto, así como descartar información redundante. En caso de encontrar vacíos de información es necesario pasar por la etapa del manejo de valores perdidos, para lo cual en el capítulo VII se presentan algunas técnicas de imputación de datos faltantes, tanto de imputación simple como de imputación múltiple, y se hace una reflexión sobre las limitaciones de dichas imputaciones. Para la etapa de normalización se incluye, en el capítulo VIII, la descripción sobre metodologías que permiten homologar las escalas de medición de las distintas variables a utilizar, a fin de poder hacerlas comparables a partir de distintas propuestas de transformación, estandarización o reescalamiento, haciendo énfasis en el estudio de los valores atípicos.

La etapa de agregación presentada en el capítulo IX se destaca como uno de los pasos cruciales en el diseño metodológico del indicador compuesto. Se hace una reflexión sobre las alternativas para asignar pesos a las variables, ya sea por medio del juicio de expertos o por herramientas estadísticas, presentándose algunas de ellas que permiten, a partir de un sustento metodológico, asignar ponderaciones y realizar las agregaciones de las variables. Para validar la robustez del método de construcción, se incluye en el capítulo X una descripción sobre técnicas de análisis de sensibilidad que permiten determinar si pequeñas variaciones en las variables de insumo, conducen efectivamente a variaciones menores en el valor del indicador compuesto. Se incluye la descripción de los análisis de incerteza y de sensibilidad a través del estudio de la varianza.

La tercera parte del documento se centra en aspectos de aplicabilidad de los indicadores compuestos de desarrollo sostenible, para lo cual se presentan en el capítulo XI las principales iniciativas realizadas en materia de indicadores compuestos agregados, con particular énfasis en las experiencias relacionadas con la definición de indicadores compuestos que evalúan la sostenibilidad del desarrollo de los países y aquellos casos que se aplicaron al análisis y tratamiento integrado del medio ambiente, tratando de destacar sus ventajas de aplicación, así como sus limitaciones tanto metodológicas como de interpretación.

Finalmente se presentan en el Capítulo XII alternativas sobre presentación, visualización y diseminación de los indicadores compuestos, haciendo una reflexión sobre la posibilidad de, alternativa o paralelamente a la construcción de indicadores compuestos, presentar visualmente los subcomponentes de dichos indicadores compuestos.

Introducción

Durante los últimos años, tanto los tomadores de decisiones como los grupos de interés (*stakeholders*) y los medios de comunicación, han manifestado un interés creciente en realizar esfuerzos por diseñar mecanismos o herramientas útiles para evaluar la sostenibilidad del desarrollo en los países, ello derivado de los consensos internacionales que han destacado la relevancia del tema. Esto quedó claramente expresado en la Declaración de Río sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo (Naciones Unidas, 1992). En el principio 10 de dicha de declaración se expresa que: "*El mejor modo de tratar las cuestiones ambientales es con la participación de todos los ciudadanos interesados, en el nivel que corresponda. En el plano nacional, toda persona deberá tener acceso adecuado a la información sobre el medio ambiente de que dispongan las autoridades públicas, incluida la información sobre los materiales y las actividades que encierran peligro en sus comunidades, así como la oportunidad de participar en los procesos de adopción de decisiones. Los Estados deberán facilitar y fomentar la sensibilización y la participación de la población poniendo la información a disposición de todos. Deberá proporcionarse acceso efectivo a los procedimientos judiciales y administrativos, entre éstos el resarcimiento de daños y los recursos pertinentes*".

En el transcurso de los años siguientes a la Declaración de Río se reiteró la necesidad de generar conjuntos de indicadores de monitoreo al desarrollo sostenible en el seno de las primeras reuniones de la Comisión de Desarrollo Sostenible (CDS), la cual aprobó en 1995 el programa de trabajo en indicadores de desarrollo sostenible que tuvo como finalidad la generación de un listado de indicadores de desarrollo sostenible concensuados a nivel internacional, y cuyo resultado quedó plasmado en el documento *Indicadores de Desarrollo Sostenible. Marco y Metodologías (1996)*, que incluyó un listado de indicadores que fueron reevaluados posteriormente por varios países, entre ellos algunos de América Latina y el Caribe, concluyendo esa reevaluación con una segunda edición del referido documento, publicada en 2001. La revisión posterior se ha realizado en forma continua, y una tercera edición del documento se publicó en 2007. En el transcurso de esas revisiones se ha difundido ampliamente la necesidad de generar indicadores de desarrollo sostenible a nivel nacional.

Por tal motivo la mayoría de los países de la región de América Latina y el Caribe, se han visto motivados a fomentar iniciativas que faciliten la construcción de sistemas de Indicadores de Desarrollo Sostenible (IDS), incluyendo esfuerzos por generar información sobre temas ambientales para los cuales existen pocos datos, así como a procurar estrategias de difusión que pongan a disposición de la manera más amigable y accesible posible dicha información para facilitar, tanto a los gobiernos como a los grupos de interés, la evaluación de los progresos en pro de la sostenibilidad del desarrollo. En particular, los indicadores de desarrollo sostenible han mostrado ser una herramienta de utilidad en el trabajo de diseño y evaluación de desempeño de las políticas públicas en el marco de un análisis

integrador. En Quiroga (2007), por ejemplo, se explicita la vasta diversidad de iniciativas realizadas en esta dirección.

Uno de los objetivos planteados por la División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos de la CEPAL, ha sido el facilitarle a los países de metodologías y herramientas de trabajo que permitan realizar esta compleja labor y proveerlos de las mejores o más notables experiencias realizadas en otras regiones. En el contexto de los Indicadores de Desarrollo Sostenible, la División llevó a cabo en años anteriores el proyecto de Evaluación de la Sostenibilidad en América Latina, que contempló la definición del concepto de Desarrollo Sostenible en un enfoque sistémico, a partir del la cual se definió un listado de indicadores agrupados en torno a cuatro subsistemas (económico, social, ambiental e institucional) y sus interrelaciones. Este proyecto fomentó la generación de sistemas de Indicadores de Desarrollo Sostenible en los países de América Latina, poniendo énfasis en aspectos metodológicos como la generación de fichas técnicas estandarizadas, así como en aspectos prácticos, como el uso de los indicadores para generar perfiles de desarrollo sostenible para los países, utilizando herramientas de georreferenciación y explorando la posibilidad de construir indicadores compuestos cualitativos (Gallopín, 2006b). Uno de los aportes principales del proyecto fue el de plantear la importancia de integrar los indicadores en diferentes áreas, haciendo énfasis en el estudio de las interrelaciones inherentes a los sistemas de indicadores.

Recientemente, los indicadores compuestos o sintéticos que resumen la información contenida en los sistemas de indicadores, han ganado un creciente interés como una herramienta eficaz que contribuye a la formulación y el análisis de políticas públicas así como a su evaluación y comunicación. Por su capacidad de síntesis, los indicadores compuestos permiten atraer la atención de la comunidad, dar lugar a la creación de narrativas convincentes y ayudar a enfocar los debates de las políticas integradas que promuevan el desarrollo orientado a la sostenibilidad. La construcción de indicadores compuestos con el fin de analizar y evaluar el desempeño de los países, suele realizarse en múltiples áreas de la gestión pública tales como la Economía y sus diversos sectores (industria, agricultura, servicios, etc.) el desarrollo social y el análisis integrado del medio ambiente y su interacción con el desarrollo económico, sectorial y social. Estos indicadores compuestos también suelen aplicarse en la formulación de políticas de promoción de la innovación y la investigación científica. La Unión Europea y la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos han sido pioneras en el desarrollo de iniciativas relacionadas con estos conceptos, generando un acervo de documentación que puede servir de punto de partida para su estudio.

Para América Latina y el Caribe se conocen algunas experiencias con el uso de estos indicadores compuestos en distintas áreas, principalmente en los ámbitos económicos (índices de productividad, de eficiencia, etc.) y sociales (índices de pobreza, de vulnerabilidad, etc.), sin embargo en el contexto del desarrollo sostenible solo se conocen las experiencias derivadas de los índices que se han construido a nivel global para todos los países, entre los cuales se incluye a los de la región. Estas experiencias han surgido en algunos casos de organismos internacionales, como por ejemplo el Indice de Desarrollo Humano del Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo. En otros casos como en el Índice de Sosteniblilidad Ambiental (ESI), han sido universidades (Columbia-Yale) las que han planteado las propuestas. Se conocen pocos casos de uso a partir de instituciones públicas en la región, casos aislados como el Índice Metropolitano de la Calidad del Aire (IMECA) utilizado por el gobierno de México.

Los indicadores compuestos suelen ser empleados para establecer comparaciones acerca del desempeño de las unidades de análisis a partir de las cuales se calculan. Se suele argüir que el uso de indicadores compuestos facilita la interpretación de los escenarios que deben considerar los tomadores de decisiones y que son una herramienta de suma utilidad para evaluar el desempeño de los países mediante los ejercicios de comparación (*benchmark*). Sin embargo, el descuido metodológico durante su diseño, la falta de información y el uso de datos inconsistentes pueden dar lugar a conclusiones, si no erróneas, demasiado simplificadas. Es por ello que hemos considerado pertinente realizar el presente documento, con un objetivo primordial, el mostrar una guía sobre los aspectos metodológicos concernientes al diseño y construcción de indicadores compuestos, destacando la necesidad de seguir un conjunto de reglas y principios que permitan combinar distintas fuentes de información en un solo valor

que queda resumido en el indicador compuesto propiamente dicho. A lo largo del documento hemos ilustrado las principales cuestiones que hay detrás del diseño e implementación de los mismos. Nos hemos basado en metodologías ya planteadas por otras instituciones procurando mostrar los casos existentes más relevantes. Además hemos incluido un apartado donde se presentan los esfuerzos que en materia de índices compuestos o sintéticos se han desarrollado a nivel internacional, mostrando los más connotados o utilizados hasta ahora.

Se ha buscando señalar a lo largo del documento tanto las ventajas como las desventajas y limitaciones del uso, tanto en el ámbito general referido a los indicadores compuestos, como en el caso particular de los indicadores compuestos de desarrollo sostenible haciendo énfasis en la aplicabilidad de los mismos en el contexto de la región de América Latina y el Caribe.

I. Consideraciones preliminares sobre los indicadores compuestos

Definición y objetivos

Un indicador compuesto es una representación simplificada que busca resumir un concepto multidimensional en un índice simple (unidimensional) con base en un modelo conceptual subyacente. Puede ser de carácter cuantitativo o cualitativo según los requerimientos del analista.

En términos técnicos, un indicador se define como una función de una o más variables, que conjuntamente "miden" una característica o atributo de los individuos en estudio. Para efectos del presente documento se denotará como indicador compuesto al que se construye como función de dos o más variables, en cuyo caso se están midiendo características multidimensionales (e. g. calidad ambiental, salud humana, etc.).

La construcción de un indicador compuesto requiere de dos condiciones básicas, a saber: i) la definición clara del atributo que se desea medir y ii) la existencia de información confiable para poder realizar la medición. Estas condiciones son indispensables para poder plantearse la posibilidad de construir un indicador compuesto, la satisfacción de la primera condición dará al indicador compuesto un *sustento conceptual*, mientras que la segunda le otorgará *validez*.

Ambas condiciones deben validarse antes de considerar los aspectos metodológicos de la construcción del indicador compuesto.

Un requerimiento adicional para la construcción de un indicador compuesto es la definición de un objetivo claro por el cual se está creando. En la mayoría de los casos, los indicadores compuestos se construyen con el objetivo de medir el desempeño de una unidad de análisis[1] en un área o tema determinado, lo que puede ser utilizado como punto de partida para el estudio de la situación de la misma ya que proporciona información acerca de una cuestión de relevancia y permite percibir una tendencia o fenómeno,

---

[1] En el contexto de los indicadores compuestos considerados en este artículo y con la finalidad de facilitar la comparabilidad a nivel internacional, la unidad de análisis se referirá aquí a los países. Sin embargo, no se excluye que en un país determinado se pueda construir un indicador compuesto basado en unidades de análisis a niveles inferiores (subnacionales), por ejemplo, estados, provincias o municipios, o incluso unidades de análisis a nivel de microdatos considerando los hogares o individuos.

no directamente detectable. La característica más relevante que se le puede atribuir a los indicadores compuestos es la de resumir, en un valor, numerosos aspectos que pueden estar interrelacionados.

Cuando se pretende utilizar un indicador compuesto, se deben tener presentes las ventajas y desventajas o limitantes que tienen este tipo de indicadores, en particular, buscando reducir las limitantes por medio de una construcción metodológicamente adecuada.

Ventajas

Al poder integrar un amplio conjunto de puntos de vista o subsistemas de una unidad de análisis considerada, los indicadores compuestos permiten reducir la complejidad de la información que deviene de las múltiples perspectivas que, de otra forma, pudieran percibirse en mutuo conflicto. Cabe destacar, que la construcción de un indicador compuesto a menudo supone una implementación por fases partiendo del cálculo de indicadores compuestos referidos a los sub-sistemas que intervienen.

Entre las principales ventajas del uso de los indicadores compuestos se puede afirmar que, en primera instancia, integran y resumen diferentes dimensiones de un tema, por eso permiten disponer de una "*imagen de contexto*" y son fáciles de interpretar por su capacidad de síntesis al reducir el tamaño de la lista de indicadores a tratar en el análisis; por otro lado, atraen el interés público por su capacidad de facilitar una comparabilidad entre unidades de análisis y su evolución. Esto es particularmente importante puesto que facilita la evaluación de la eficacia de las políticas y la rendición de cuentas ("*accountability*") por parte de los representantes del gobierno.

Limitaciones y desventajas

El uso de indicadores compuestos de cualquier tipo, no está exento de limitaciones y desventajas generales, ya que puede proveer mensajes confusos y no robustos si los indicadores están mal construidos o interpretados. Ello obliga a que durante su proceso de construcción se realicen análisis de sensibilidad y robustez. Por otro lado, reducir la complejidad de un tema en un valor que, supuestamente, lo mide "todo", puede dar lugar a sesgos de percepción y/o confirmación[2] o a la simplificación excesiva. Por eso, la alternativa más viable al momento de diseñar indicadores compuestos puede ser considerar el cálculo de sub-indicadores que representen el comportamiento de los distintos subsistemas que componen la representación que se desea estudiar. Es justamente aquí, donde comienzan a aparecer las complicaciones ya que la agregación ponderada de múltiples contenidos de información estadística puede acarrear crecientes niveles de incertidumbre asociados a la integración de las diversas escalas y dimensiones que el indicador compuesto intenta sintetizar. Ello obliga a procurar evitar la redundancia al momento de seleccionar la información que formará parte del indicador compuesto.

Además, el diseño del indicador debe realizarse a partir de un conjunto de información "medible", i.e. que los datos con que se alimentan estén ampliamente disponibles y sus frecuencias de muestreo respondan a un calendario "razonable" en relación a los objetivos que se plantean al momento de diseñar el indicador y que las unidades de análisis hayan consensuado un tolerable nivel de armonización sobre las estadísticas e indicadores a utilizar. Ciertamente esto abre un debate acerca de la calidad y comparabilidad de las estadísticas que se utilizan, el cual escapa al contenido de este estudio.

Asimismo, la elección del uso de un indicador compuesto se realiza a partir de su relevancia política, es decir que su diseño debe necesariamente contribuir a la toma de decisiones informadas tanto como a potenciar la resonancia comunicacional que este produce con relación al fenómeno bajo análisis.

---

[2] Los sesgos de confirmación son aquellos que tienen lugar cuando se buscan e interpretan resultados que verifican hipótesis y teorías preexistentes en desmedro de aquellos que las refuten. Ello puede ocurrir cuando resulta complicado evaluar la representatividad del indicador y la bondad de ajuste con relación a la realidad que el indicador intenta explicar.

No se debe desconocer que toda iniciativa que busque diseñar un indicador compuesto deberá estar orientada por una demanda potencial puesta de manifiesto por los actores sociales que pudieran estar involucrados en el área bajo análisis. Es por ello que durante el proceso de construcción de un indicador compuesto la interacción con pares y expertos es esencial para lograr la mutua aceptación del indicador, el cual debe concebirse como una herramienta útil de investigación y comparación sobre la base del consenso. Sin embargo, a pesar de basarse en el juicio experto, la elección del indicador requiere la aplicación minuciosa de principios estadísticamente fundamentados y procedimientos cuantitativos transparentes ya que, por ejemplo, puede haber conflicto con las escalas de medición y análisis: lo que es pertinente a nivel local, puede no serlo a nivel nacional.

Muchas pueden ser las críticas que se realicen sobre el uso de indicadores compuestos y los problemas que conlleva su cálculo. La correcta selección de las variables que lo compondrán, la comparabilidad del indicador compuesto en situaciones diversas, la generalización excesiva, el contrapeso que se produce entre variables de naturalezas muy diversas son algunos ejemplos. Koopmans (1947) critica abiertamente la construcción de indicadores compuestos que no tienen una adecuada base teórica a partir de la cual iniciar el análisis. Sin embargo, stricto sensu, las principales críticas se centran en el incumplimiento de alguna de estas hipótesis de partida.

Si no se realiza una selección correcta de las variables que formarán parte del indicador sintético, o si ésta no abarca las principales dimensiones del objeto de estudio, difícilmente el indicador desarrollado mostrará algo representativo acerca de la cuestión que se desea estudiar.

Requerimientos técnicos

Siguiendo a Castro Bonaño (2002), es válido definir algunas condiciones técnicas que *a priori* deberían exigirse a un indicador compuesto:

Existencia y determinación: La función matemática que define el indicador debe existir y tener solución perfectamente determinada.

Exhaustividad: El indicador compuesto debe ser tal que aproveche al máximo, sin redundancia y en forma útil la información suministrada por los indicadores y variables que lo componen.

Monotonía: El indicador ha de responder positivamente al cambio positivo de las componentes y viceversa. Ello obliga, en algunos casos, a cambiar el signo de las variables que lo componen cuyas correlaciones pudieran estar invertidas.

Unicidad: El indicador compuesto ha de ser único para una situación dada.

Invariancia: El indicador debe ser invariante frente a cambios de origen o de escala de sus componentes.

Homogeneidad: La función matemática que define al indicador compuesto: $I = f(x_1, \cdots, x_p)$ debería ser homogénea de grado 1, es decir debería cumplirse que:

$$f(\alpha \cdot x_1, \cdots, \alpha \cdot x_p) = \alpha \cdot f(x_1, \cdots, x_p)$$

Transitividad: Si *(a)*, *(b)* y *(c)* son tres situaciones distintas que dan lugar a tres indicadores, debería verificarse que:

$$\text{Si} \quad I(a) > I(b) \text{ e } I(b) > I(c) \quad \Rightarrow \quad I(a) > I(c)$$

Breve comentario sobre la naturaleza de la medición en el contexto de la evaluación de la sostenibilidad

El término "sostenibilidad" se puede definir como la capacidad de cualquier sistema o proceso de mantenerse indefinidamente. En este contexto, el "Desarrollo Sostenible" consiste en un esquema de desarrollo humano, social y económico que sea capaz de mantenerse de manera indefinida en armonía con los sistemas biofísicos del planeta (Hak, Moldan y Lyon Dahl, 2007) .

Resulta obvio afirmar que la información a ser utilizada para evaluar los avances o retrocesos hacia la sostenibilidad del desarrollo de los países no es perfecta, debido entre otros argumentos, a las características del propio concepto que cuestiona el paradigma de la mesurabilidad perfecta o completa y que ha sido la base del desarrollo científico clásico (ciencia normal). Así mismo, existen numerosas dificultades dadas por las muchas veces deficiente calidad de información que en el ámbito de las ciencias sociales y ambientales imposibilitan la medición precisa de conceptos, a veces ambiguos o sometidos a la subjetividad del analista, como puede ser el de desarrollo. Se trata de un debate abierto.

Más formalmente, si un indicador compuesto es utilizado para tomar decisiones informadas, se deben diferenciar dos aspectos importantes: (i) el riesgo y (ii) la incertidumbre. El primero se refiere a un contexto en el que las distribuciones de probabilidad de los posibles eventos son conocidas. De esta forma es posible maximizar el valor esperado conociendo el conjunto factible de "*estados de la naturaleza*". Por otro lado, esta la incertidumbre, en un sentido fuerte, que alude a sucesos cuya distribución o no existe, o no es definible ante la falta de criterios de clasificación fiables (Keynes, 1921). En este caso, no sólo se desconoce el abanico de posibles situaciones y sus probabilidades, sino que dichos eventos pueden derivar en un sendero de carácter irreversible, dado el nivel de complejidad inherente. En este contexto, el agente decisor carece de una definición clara del espacio de posibilidades.

Por otro lado, el estudio de la interacción entre los sistemas ambientales y los engendrados por la acción antrópica da lugar a altos niveles de ambigüedad así como la incorporación de la subjetividad como elemento a tener en cuenta, los que generan una adicional componente de incertidumbre. Los juicios de valor son un ejemplo clásico de vaguedad y subjetividad[3]. En los modelos tradicionales, se supone que las variables son precisas, pero en la gestión de la sostenibilidad del desarrollo, cuando llega el momento de tomar decisiones, la imprecisión se manifiesta en la gran mayoría de las representaciones de la realidad bajo consideración, lo que da lugar a una variadísima gama de posibles interpretaciones. Este tema es por demás, tan relevante como interesante; durante los años recientes, ha tenido lugar un fructífero debate sobre los alcances de la así llamada "ciencia normal", llegándose a formular la factibilidad de una nueva visión de la ciencia, vinculada a la sostenibilidad, que se ha denominado como ciencia posnormal (Funtowicz y Ravetz, 2000). Obviamente, este debate queda fuera de los alcances de este artículo.

[3] Véase http://es.wikipedia.org/wiki/lista_de _prejuicios _cognitivos.

II. Tipos de indicadores compuestos de desarrollo sostenible

En el mundo actual de enorme complejidad, se destaca el poder de síntesis que los indicadores compuestos tienen, especialmente cuando se trata de vincular y comunicar entre sí a muchos actores o grupos de interés (stakeholders) diversos y dispersos. Ello es particularmente relevante cuando se intenta sintetizar en forma manejable los objetivos e ideas manados del concepto de sostenibilidad del desarrollo.

Diferentes visiones sobre el concepto de sostenibilidad del desarrollo han conducido a distintos tipos de indicadores compuestos en el tema. Por un lado, la visión de construir sistemas de información que permitan hacer mediciones de una manera relacional, han conducido a la generación de índices sintéticos basados en sistemas de indicadores de desarrollo sostenible de una manera agregada, en lo que ha sido llamado el enfoque sistémico. Por otro lado, la visión que se basa en la idea de cuantificar el desarrollo monetariamente por medio de medidas de bienestar ha planteado otro esquema para generar índices, denominado enfoque conmensuralista. Otras visiones más particulares enfocadas a un solo tema o a un proyecto de política aislado han conducido también a la construcción de indicadores sintéticos, éstas últimas en ocasiones no se encuentran basadas en un enfoque particular. Una descripción con mayor detalle de estos aspectos se encuentra en Quiroga (2007).

La combinación de información de múltiples variables o fuentes en un indicador supone un universo de posibilidades que, a grandes rasgos, puede ser categorizada en cuatro grandes grupos (OECD, 2002):

Indicadores basados exclusivamente en las ciencias naturales

Estos indicadores compuestos se basan en la agregación directa de información provista por mediciones físicas sobre los distintos medios o sustratos naturales con el fin de determinar un indicador que defina una característica o atributo común, por ejemplo, acidez, toxicidad, nivel de eutrofización, etc. En tal sentido, indicadores que se utilizan para determinar su grado de contaminación como, por ejemplo, la demanda bioquímica (DBO) o química de oxigeno (DQO) y que miden la cantidad de materia contenida en una muestra líquida susceptible de ser consumida u oxidada por medios biológicos o químicos respectivamente podrían considerarse dentro de esta clasificación. También se incluyen en esta categoría los índices que miden las emisiones de gases de efecto invernadero como medida de dióxido de carbono equivalente, y las correspondientes a las sustancias agotadoras de la capa de ozono.

Algunos índices de construcción más elaborada también pueden clasificarse en este tipo. Un ejemplo de este tipo de indicadores es el Índice de Planeta Vivo (Worldwide fund for Nature, 2006), que consiste en una medida del bienestar natural de los bosques, los ecosistemas hídricos, los océanos y las costas del planeta.

Indicadores de desempeño de políticas

Estos indicadores compuestos están vinculados a la concreción de estándares regulatorios, como por ejemplo los basados en el establecimiento de límites a las emisiones o descarga de compuestos o a la determinación de objetivos de políticas integrales que requieren la combinación de diversas variables.

Ejemplos de este tipo de indicadores, son los que surgen de los observatorios de medición de políticas públicas que suelen configurar barómetros que intentan reflejar los niveles de desempeño de tales políticas. Se pueden señalar en este tipo de indicadores, los destinados a medir la calidad del agua o del aire con respecto a un cierto parámetro o estándar regulatorio, como los establecidos en Francia, Gran Bretaña o México (IMECA- Índice metropolitano de la calidad del aire de las ciudades de México).

Indicadores basados en criterios contables

A este grupo corresponde el índice de ahorro genuino desarrollado por el Banco Mundial o los indicadores de “PIB verdes” como el índice de bienestar económico sustentable o el índice de progreso genuino, por ejemplo. En este caso, el proceso de agregación se realiza sobre la base de imputaciones monetarias a variables que no son usualmente cuantificadas en términos monetarios. Por otro lado, están las huellas, como la huella ecológica, o los índices de requerimiento de materiales, por ejemplo, que traducen los valores de sus variables constitutivas en algún tipo de unidad física (hectáreas o toneladas métricas en los casos citados).

Este tipo de indicadores tienen como principal característica que la interpretación del valor obtenido se realiza con base en una unidad claramente establecida, ya sea en términos monetarios, en términos de extensión de tierra o en cualquier otro tipo de base cuantificable.

En este sentido, este tipo de indicadores tiene una gran capacidad descriptiva debido a que son directamente interpretables. Gran parte de este tipo de indicadores ha sido construido con base en aspectos económicos, particularmente partiendo desde el Sistema de Cuentas Nacionales, y algunos de ellos son basados en desarrollos metodológicos de economía matemática, ligada a los conceptos de medición del bienestar social.

Indicadores sinópticos

Se trata de los indicadores que intentan proveer una mirada contextual a una cuestión inherentemente compleja. Se construyen a partir de la agregación ponderada bajo cierto criterio, de la información que se considera relevante sobre el tema a describir.

Los indicadores compuestos del tipo sinóptico buscan resumir la información de un conjunto de características o variables de interés en un índice, que si bien es interpretable de modo comparativo entre periodos o entre individuos de estudio, no tiene una interpretación en términos de una unidad de medida como lo tienen los índices basados en criterios contables, cuyo valor se puede asociar directamente a una medida ya sea de tipo monetario o de cualquier otro. Es esa la principal diferencia entre ambos tipos de indicadores.

La utilidad que tenga un indicador compuesto se basa en la comparabilidad que dicho indicador pueda tener, ya sea con respecto al tiempo, midiendo su evolución, o con respecto a valores de referencia.

Estos elementos de subjetividad pueden acarrear críticas en su utilización, por ello, el rigor metodológico con que se construyan tiene una gran importancia en términos de su credibilidad y confiabilidad.

Ejemplos de este tipo de indicadores son los índices de desarrollo humano del Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo, así como algunos indicadores propuestos por instituciones académicas o foros internacionales como el Índice de Sostenibilidad Ambiental o el Índice de Desempeño ambiental desarrollados en la Universidad de Yale.

III. Metodología de construcción de indicadores compuestos

La construcción de un indicador compuesto, con rigor metodológico, requiere el análisis de distintas cuestiones, las cuales serán detalladas en los capítulos siguientes partiendo de la base de un esquema de construcción por etapas que a continuación se enumeran.

Construcción por etapas

Siguiendo la experiencia realizada por la Nardo et al (2005a), a lo largo del proceso de construcción de un indicador compuesto se debe seguir una serie de etapas minuciosas. Dichas etapas son:

(i) Desarrollo de un marco conceptual

(ii) Selección de los indicadores

(iii) Análisis multivariado

(iv) Imputación de datos perdidos

(v) Normalización de los datos

(vi) Ponderación de la información

(vii) Agregación de la información

(viii) Análisis de robustez y sensibilidad

El desarrollo de un marco es fundamental puesto que sustenta de manera conceptual la generación del indicador compuesto. Es a partir de ese marco que se justifica la construcción del indicador, dando pertinencia y razón de ser a los valores que posteriormente serán analizados.

Una vez definido el marco conceptual, es necesario evaluar los indicadores que se desea sintetizar. Esta etapa debe remitirse a un proceso previo de generación de indicadores, el cual es básico para la construcción de indicadores compuestos. Este proceso previo consiste en una búsqueda de los indicadores que, dentro del marco conceptual definido, puedan ser construidos o utilizados si es que ya existen, para posteriormente ser incorporados en un indicador compuesto.

Cuando se han elegido los indicadores y variables que formarán parte del indicador compuesto, un proceso de análisis exploratorio es útil para evaluar si efectivamente los datos con la información seleccionada, están en concordancia con las ideas que dieron lugar a su elección. Este es un primer proceso de validación de la utilidad de los indicadores seleccionados, en el cual pueden manifestarse problemas de ausencia parcial de información. Ello puede conducir a problemas en posteriores etapas, dado que puede generar errores en los análisis que conduzcan al final a conclusiones incorrectas, lo que hace necesario recurrir a las metodologías de imputación de datos perdidos o faltantes.

Los indicadores y variables seleccionados para la construcción del indicador compuesto, generalmente estarán medidos en distintas escalas, por lo cual se hace necesario normalizarlos para que puedan ser agregados de manera comparable. Una vez hecho esto, es necesario definir el factor de peso que cada indicador o variable tendrá en la agregación, para finalmente generar el agregado y construir los valores del indicador compuesto. Finalizado el proceso de construcción del indicador compuesto, será necesario presentarlo en un formato claro y entendible, ya sea de manera gráfica o tabular.

No se debe descuidar el aspecto de la validación final por medio de un análisis de sensibilidad, consistente en evaluar si pequeñas variaciones en los datos contenidos en los indicadores y variables que se incluyen en la agregación, conducen efectivamente a pequeñas variaciones en el valor del indicador compuesto, lo cual no está garantizado, pero es requerido como un elemento de robustez.

Todas las etapas que se han descrito anteriormente pueden ser realizadas de distintos modos, por lo que en los capítulos subsecuentes se hacen descripciones de alternativas metodológicas para cada caso. Cabe destacar que si bien no en todas las etapas se requerirá hacer uso de alguna metodología (si no hay datos faltantes no se requerirá imputación de datos por ejemplo), es importante considerarlas.

IV. Desarrollo de un marco conceptual

El diseño de un indicador compuesto requiere partir de un marco conceptual desde el que se realice la selección de los indicadores y se establezca la manera en que estos se combinarán entre sí, por ejemplo, a través de la definición de los distintos sub-sistemas que intervienen. Cuanto más entendible y detallado sea el marco metodológico mejor quedará definido el indicador ya que es, desde allí, que quedarán claramente determinados los vínculos entre las diversas variables que componen el indicador. Para ello, es necesario tener categorizado, en forma amplia, el contexto de análisis y tener comprensión del fenómeno a medir. Esta afirmación parece obvia, sin embargo, debe quedar claro que lo que queda mal definido, será erróneamente medido (Nardo et al, 2005).

Conceptos multidimensionales, como el de la sostenibilidad del desarrollo por ejemplo, deberían subdividirse, como se ha dicho, en subgrupos a través de una estructura jerárquica o anidada. Estos subgrupos, no necesariamente deben ser estadísticamente independientes entre sí, ya que bien podría ocurrir que la consistencia lógica en relación con los fenómenos considerados amerite favorecer la organización conceptual a la puramente estadística.

Finalmente, en esta etapa incipiente es necesario tener claramente identificados los criterios sobre los cuales se seleccionarán los indicadores fuente y documentar todo el proceso.

Marcos conceptuales en el contexto de la sostenibilidad del desarrollo

El Desarrollo Sostenible se ha convertido en un objetivo esencial a la hora de tomar decisiones de actuación política en el plano socioeconómico. Sin embargo, desde una perspectiva intelectual y académica y dada la complejidad inherente del concepto, no deja de estar sujeto a ambigüedad e interpretaciones diversas. Esta situación tiene una repercusión directa sobre la forma en la que se interpreta el concepto de cara a hacerlo operativo a través de la construcción de indicadores compuestos con el fin de promover la toma de decisiones políticas conducentes a fomentar los avances hacia la sostenibilidad. La formulación de un marco conceptual ordenador permite incidir sobre posibles medidas objetivas que permitan hacerlo operativo.

Es por ello que el estudio del Desarrollo Sostenible ha sido planteado desde distintos puntos de partida o marcos conceptuales, que pueden consistir en estructuras temáticas básicas que ordenan a los indicadores de acuerdo con temas de interés, los cuales pueden corresponden a las temáticas

Social, Económico, Ambiental e Institucional, que a su vez tienen subdivisiones o sub-temas que abordan los distintos rubros con mayor grado de detalle.

El empleo de un marco conceptual determinado supone el posicionamiento de una visión acerca de los componentes y las interacciones que se dan entre el medio ambiente natural y la sociedad. Existen, por lo tanto, diversos marcos referenciales posibles. La adopción de alguno de ellos dependerá de las necesidades, la disponibilidad de información y los preconceptos asumidos por los analistas. Los marcos conceptuales pueden o bien dar cuenta de los componentes ambientales considerados, o bien basarse en criterios más amplios en los que se procura relacionar los aspectos económicos, sociales, ambientales e institucionales (desarrollo sostenible propiamente dicho) o incluso en marcos contables basados en la cuantificación del capital natural, por ejemplo. Con todo, debe tenerse claro que el concepto de sostenibilidad involucra la interacción de múltiples elementos, con fuerzas, simultaneidades y reacciones mutuas que no pueden ser capturadas si no se utiliza un enfoque sistémico que intente representar, aunque sea parcialmente, la complejidad inherente de vínculo entre la naturaleza y la sociedad.

Un marco de referencia que ha sido utilizado de manera recurrente es el correspondiente al Modelo de Presión, Estado, Respuesta (PSR por sus siglas en inglés), y sus derivaciones que incorporan algunos elementos adicionales como el Modelo de Presión, Estado, Impacto, Respuesta (PSIR), el Modelo de Fuerzas Rectoras, Estado, Respuesta (DSR), el Modelo de Fuerzas Rectoras, Presión, Estado, Impacto, Respuesta (DPSIR), o el Modelo de Fuerzas Rectoras, Presión, Estado, Exposición, Efecto y Acciones (DPSEEA). Este marco ha sido aplicado en los diseños de indicadores de la Comisión de Desarrollo Sustentable de Naciones Unidas y de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico, OCDE, que son extensamente detallados en Quiroga (2007).

Otro tipo de marcos de referencia utilizados están orientados a representar el bienestar humano/ecosistémico, planteando las interrelaciones entre las diferentes temáticas en un esquema sistémico. Un marco ecosistémico fue utilizado en la definición de los indicadores de desarrollo sostenible derivados del proyecto de Evaluación de la Sostenibilidad en América Latina desarrollado desde la División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos de la CEPAL, mismo que ha servido de guía a algunos países de la región que han generado su sistema de Indicadores de Desarrollo Sostenible bajo dicho marco conceptual. Mayor detalle al respecto puede encontrarse en Gallopín (2006).

Los pilares del concepto de sostenibilidad del desarrollo

La mayoría de los marcos conceptuales plantean al Desarrollo Sostenible como un concepto basado en pilares, referidos generalmente como económicos, sociales, ambientales y en algunas ocasiones, institucionales, destacándose en algunas propuestas sus correspondientes interacciones. Una de las principales limitaciones a la hora de adoptar de un marco conceptual específico tiene que ver con la disponibilidad, frecuencia de muestreo y calidad de la información con que se cuenta.

Debido a la importancia otorgada a la medición del crecimiento económico, una gran cantidad de información al respecto se encuentra disponible. El desarrollo de las cuentas nacionales, en el contexto del sistema vigente actualmente, el SCN2008 o los Sistemas de Contabilidad Ambiental y Económica Integrada (SCAEI), como el Sistema de Cuentas Económicas y Ecológicas de México (SCEEM) o el Sistema de Contabilidad Económico-Ambiental Integrado de Colombia (COLSCEA), generan márgenes favorables de confiabilidad en la calidad de la información, lo que ha dado lugar a la producción de estadísticas e indicadores fundamentalmente vinculados al ámbito económico con relativa calidad.

El tema social ha sido considerado también de importancia clave para el abordaje integrado de políticas de promoción del desarrollo económico con equidad. La medición de la pobreza y sus determinantes ha sido una prioridad en numerosas agendas nacionales e internacionales. Ejemplo de ello son los Objetivos de Desarrollo del Milenio (ODM) adoptados por todos los países miembros del sistema de Naciones Unidas. Es por ello que existe también cuantiosa información confiable relacionada con el tema, que puede incluir otros aspectos como la salud y el bienestar, la movilidad demográfica, la equidad de género, la pobreza y desigualdad, y el acceso a servicios básicos.

Debido a que el tema ambiental ha tomado importancia de manera relativamente reciente, no existe gran cantidad de información relacionada con el mismo. Por otro lado, las frecuencias de medición se vinculan a evoluciones de más largo plazo a que suelen estar sometidos los sistemas ambientales. Con todo, es importante reconocer los esfuerzos realizados por los países de la región en la construcción de sistemas de estadísticas ambientales a escala nacional. En la última década se observa un avance significativo que merece ser mencionado pero al mismo tiempo reconociendo que es un área emergente y que aun existen muchos desafíos que enfrentar. Cabe mencionar el diagnóstico sobre el estado de las estadísticas ambientales realizado por la División de Estadística y Proyecciones Económicas de la CEPAL y sus propuestas reflejadas en el banco de datos denominado BADEIMA (Base de Datos de Estadísticas e Indicadores de Medio Ambiente desarrollada por la CEPAL), así como la constitución de un grupo de trabajo en el contexto de la Conferencia Estadística de las Américas cuyo objetivo es la búsqueda de homologación de definiciones, estándares y continuidad en la medición de estadísticas ambientales.

La creciente preocupación por los efectos del Calentamiento Global, lo que ha sido llamado Cambio Climático, y sus repercusiones en el ámbito económico han incrementado el interés por poner el tema ambiental en el mismo nivel de importancia y prioridad que el económico o el social.

Los indicadores relacionados al tema de gestión institucional adquieren gran relevancia principalmente cuando se requiere establecer medidas que incentiven o coercionen el comportamiento de los individuos en pro de la sustentabilidad, con miras a atender la situación y las necesidades de las futuras generaciones y respetar la biodiversidad del planeta.

V. Selección de los indicadores

La fortaleza (o debilidad) de un indicador compuesto recae en la calidad de las variables que lo definen. Por eso la selección de cada una debe realizarse sobre la base de su relevancia, su calidad, la frecuencia con que se muestrea y su disponibilidad al dominio público. Debe debatirse acerca de la pertinencia de cada variable elegida. Muchas veces y particularmente en la región de América Latina y el Caribe, la elección de los indicadores se ve limitada por la escasez de información estadística y la imposibilidad de que parte de la información disponible esté armonizada a partir de estándares internacionales. Esto limita la posibilidad de establecer comparaciones entre países.

Asimismo, es importante prestar atención a aquellos indicadores que dependen de medidas de tamaño, como puede el tamaño de la economía (el valor del PIB), la población o la superficie total del país. Por eso, para establecer una comparabilidad entre países que sea realista es necesario en estos casos ajustar las escalas y trabajar con medidas relativas que pueden estar expresadas por unidad de PIB o en términos per cápita o por hectáreas, por ejemplo.

El proceso de selección de las variables que compondrá el indicador compuesto debe ser documentado mediante la construcción de meta datos donde se especifiquen las características de la variable, su disponibilidad, las fuentes responsables de calcularla, el tipo de variable, las unidades de medida con que es expresada, etc.

Un punto importante a tomar en cuenta en el proceso de selección es el objetivo o uso que se dará al indicador compuesto que se construya posteriormente, ya que la selección deberá ser enfocada de manera particular dependiendo de si el objetivo es de diagnóstico, de evaluación de desempeño o de pronóstico sobre escenarios futuros.

Por otro lado, es importante destacar una gran limitación que se presenta al momento de realizar el ejercicio de diseño del indicador compuesto y que consiste en la probable ausencia de información estadística básica con la que alimentar el indicador a proponer. Si bien existen, como veremos, métodos para imputar datos perdidos, es muy factible que en el caso de algunas variables ni siquiera se disponga de la información básica mínima necesaria. Como se mencionó en la sección anterior, la tradición de recabar, armonizar y agregar información estadística de los distintos sistemas ambientales se encuentra en su primera infancia y por ello, aún no se han estandarizado procedimientos sistemáticos que den lugar a conjuntos de información más o menos comparables. En la actualidad, las tecnologías de información y comunicación pueden contribuir a subsanar este inconveniente.

Sin embargo, las perturbaciones económicas que han sufrido numerosos países de la región y que impiden la constitución de verdaderas políticas de estado de largo plazo y la incipiente toma de

conciencia sobre temas ambientales por parte de los tomadores de decisiones ha dado lugar a limitados esfuerzos prácticos en la generación de información ambiental. Ello ha supuesto la aparición de problemas de aplicabilidad técnica debida a la ausencia de datos o a la disponibilidad de datos inconsistentes o poco confiables. En América Latina y el Caribe queda mucho trecho por recorrer, se debe trabajar en múltiples niveles y áreas temáticas. Los países de la región se enfrentan hoy al sugestivo desafío por crear conjuntos de información cada vez más completos, consistentes y comparables. Ello, por cierto, contribuirá a desarrollar mejores estrategias y planes de acción de mediano y largo plazo, que permitan encaminar el rumbo de los países hacia una senda de desarrollo verdaderamente sostenible.

Propuestas de Estadísticas e Indicadores de Desarrollo Sostenible

A continuación se presentan algunas de las propuestas de Indicadores y estadísticas de Desarrollo Sostenible existentes. El objetivo es simplemente enumerar un conjunto de indicadores y estadísticas que ya han sido propuestos y en algunos casos probados, a partir del cual se facilite la selección de aquéllos indicadores que podrían ser incluidos en la construcción de un indicador compuesto dependiendo del objetivo del mismo.

Indicadores CDS

En el marco de la Comisión de Desarrollo Sostenible se generó una propuesta de indicadores que ha sido revisada desde su creación en 1995, a partir de la retroalimentación proveniente de los países que han probado su construcción. En este sentido, si bien este listado no está asociado de manera directa a metadatos ni a bases de datos, sí existe la posibilidad de revisar los ejercicios de los países, particularmente en lo que respecta tanto a los metadatos como a sus bases de datos, así como a su experiencia con los mismos. A continuación se presenta la última revisión disponible de los indicadores propuestos.

CUADRO 1
INDICADORES DE DESARROLLO SOSTENIBLE DE LA CDS

Tema	Subtema	Indicador central	Otro Indicador
Pobreza	Pobreza de ingreso (monetaria)	Proporción de la población con ingresos menores a la línea de pobreza nacional	Proporción de la población con ingresos menores a US$1 por día
	Desigualdad de ingreso	Relación entre el porcentaje de ingresos del quintil de ingresos más alto y el quintil más bajo	
	Servicios Sanitarios	Proporción de la población usando instalaciones mejoradas de servicio sanitario	
	Agua potable	Proporción de la población con acceso a una fuente mejorada de agua	
	Acceso a energía	Proporción de hogares sin electricidad u otro servicio moderno de energía	Porcentaje de la población usando combustibles sólidos para cocinar
	Condiciones de vida	Proporción de la población viviendo en tugurios	
Gobernabilidad	Corrupción	Porcentaje de la población que ha pagado sobornos	
	Crimen	Número de homicidios intencionales por 100,000 habitantes	

(Continúa)

Cuadro 1 (continuación)

Tema	Subtema	Indicador central	Otro Indicador
Salud	Mortalidad	Tasa de mortalidad en menores de cinco años	
		Esperanza de vida al nacer	Esperanza de vida saludable al nacer
	Oferta de servicios de salud	Porcentaje de la población con acceso a servicios básicos de salud	Tasa de prevalencia en el uso de anticonceptivos
		Inmunización contra enfermedades infantiles infecciosas	
	Estado nutricional	Estado nutricional de los niños	
	Estado de salud y riesgos	Morbilidad de enfermedades mayores como VIH/SIDA, malaria, tuberculosis	Prevalencia en el uso de tabaco
			Tasa de suicidios
Educación	Nivel educativo	Tasa de permanencia hasta el último grado de educación primaria	Aprendizaje de largo plazo
		Tasa de inscripción neta en educación primaria	
		Nivel escolar alcanzado en educación secundaria (terciaria) de los adultos	
	Alfabetismo	Tasa de alfabetismo en adultos	
Demografía	Población	Tasa de crecimiento de la población	Tasa global de fecundidad
		Razón de dependencia	
	Turismo		Razón entre residentes locales y turistas en las mayores regiones y destinos turísticos
Riesgos naturales	Vulnerabilidad a riesgos naturales	Porcentaje de la población viviendo en áreas propensas a riesgos	
	Prevención y respuesta a desastres		Pérdidas humanas y económicas debidas a desastres naturales
Atmósfera	Cambio Climático	Emisiones de Dióxido de Carbono	Emisiones de gases de efecto invernadero
	Agotamiento de la capa de ozono	Consumo de sustancias de agotamiento de ozono	
	Calidad del aire	Concentración en el ambiente de contaminantes en zonas urbanas	
Océanos, costas y mares	Zona de costas	Porcentaje de la población viviendo en áreas costeras	Calidad del agua de las playas
	Pesquerías	Proporción de existencias de peces dentro de límites biológicos seguros	
	Ambiente marino	Proporción de áreas marinas protegidas	Índice trófico marino
			Superficie de ecosistemas de arrecifes de coral y porcentaje de vida cubierta
Suelos	Estado y uso de suelos		Cambio en el uso de suelos
			Degradación del suelo
	Desertificación		Tierra afectada por desertificación
	Agricultura	Área de cultivo arable y permanente	Eficiencia en el uso de fertilizantes
			Uso de pesticidas agrícolas
			Área bajo cultivo orgánico
	Bosques	Proporción del suelo cubierto de bosques	Porcentaje de árboles de bosque dañados por defoliación
			Área de bosques bajo manejo Sostenible
Agua dulce	Cantidad de agua	Proporción del total de recursos utilizados	
		Intensidad del uso de agua por actividad económica	
	Calidad de agua	Presencia de residuos fecales en agua dulce	Demanda bioquímica de oxígeno en acuíferos
			Tratamiento de aguas residuales

(Continúa)

Cuadro 1 (conclusión)

Tema	Subtema	Indicador central	Otro Indicador
Biodiversidad	Ecosistemas	Proporción de áreas terrestres protegidas, del total y por región ecológica	Efectividad en el manejo de zonas protegidas
			Área de ecosistemas clave seleccionados
			Fragmentación de hábitat
	Especies	Cambio en el estatus de especies amenazadas	Abundancia de especies clave seleccionadas
			Abundancia de especies alienígenas invasivas
Desarrollo Económico	Desempeño macroeconómico	Producto interno bruto (PIB) per cápita	Ahorro bruto
		Parte proporcional de inversión en el PIB	Ahorro neto ajustado como porcentaje del ingreso nacional bruto
			Tasa de inflación
	Finanzas públicas sostenibles	Razón entre Deuda e Ingreso Nacional Bruto	
	Empleo	Tasa de empleo de la población	Empleo vulnerable
		Productividad laboral y costos unitarios laborales	
		Proporción de mujeres en empleos remunerados en el sector no agrícola	
	Tecnologías de información y comunicación	Usuarios de internet por cada 100 habitantes	Líneas telefónicas fijas por cada 100 habitantes
			Suscriptores de teléfonos celulares móviles por cada 100 habitantes
	Investigación y Desarrollo		Gasto interno bruto en Investigación y Desarrollo como porcentaje del PIB
	Turismo	Contribución del turismo al PIB	
Asociaciones económicas globales	Comercio	Déficit en cuenta corriente como porcentaje del PIB	Proporción de importaciones desde países en desarrollo y desde países subdesarrollados
			Promedio de barreras tarifarias impuestas a las exportaciones de países en desarrollo y subdesarrollados
	Financiamiento Externo	Asistencia oficial neta para el Desarrollo (ODA) dada o recibida como porcentaje del Ingreso Nacional Bruto	Flujo al interior y al exterior de inversión extranjera directa como porcentaje del PIB
			Transferencias como porcentaje del Ingreso Nacional Bruto
Patrones de consumo y de producción	Consumo de Material	Intensidad de uso de material en la economía	Consumo interno de materiales
	Uso de Energía	Consumo anual de energía. Total y por principales categorías de usuarios	Proporción de fuentes renovables de energía en el uso total de energía
		Intensidad del uso de energía, total y por actividad económica	
	Generación y manejo de desechos	Generación de residuos peligrosos	Generación de desechos
		Tratamiento y eliminación de desechos	Manejo de desechos radiactivos
	Transporte	Distribución del transporte de pasajeros por modalidad	Distribución del transporte de carga por modalidad
			Intensidad energética del transporte

Fuente: Indicators of Sustainable Development:Guidelines and Methodologies, DESA / UN (2007).

Este listado de indicadores incorpora en su revisión el conocimiento y la experiencia acumulada en la construcción de indicadores de desarrollo sostenible, de países y organizaciones en sus esfuerzos por medir el progreso, así como la visión propuesta por los Objetivos de Desarrollo del Milenio.

Indicadores ODM

Si bien los Objetivos de Desarrollo del Milenio no están asociados particularmente al Desarrollo Sostenible, sí incluyen muchos indicadores que pueden considerarse relativos al tema, no solo en la meta 7 correspondiente a la sostenibilidad, sino en algunas otras metas planteadas.

Es importante destacar el esfuerzo que se ha realizado por obtener la información sobre los indicadores de monitoreo del progreso de los objetivos, trascendiendo particularmente la generación de datos relacionados a los mismos así como la posibilidad de acceder a ellos por medio del repositorio generado para dicho fin en la página de la División de Estadística de Naciones Unidas. También se puede consultar la página relacionada con Metas del Milenio de la CEPAL en http://www.eclac.cl/mdg/.

A continuación se presenta el listado de todos los indicadores de monitoreo de acuerdo con la última actualización disponible.

CUADRO 2
INDICADORES DE LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO DEL MILENIO

Objetivos y metas extraídos de la Declaración del Milenio	Indicadores para el seguimiento de los progresos
Objetivo 1: Erradicar la pobreza extrema y el hambre	
Meta 1.A: Reducir a la mitad, entre 1990 y 2015, el porcentaje de personas cuyos ingresos sean inferiores a 1 dólar por día	1.1 Proporción de la población con ingresos inferiores a 1 dólar PPA (paridad del poder adquisitivo) por día
	1.2 Coeficiente de la brecha de pobreza
	1.3 Proporción del consumo nacional que corresponde al quintil más pobre de la población
Meta 1.B: Lograr empleo pleno y productivo, y trabajo decente para todos, incluyendo mujeres y jóvenes	1.4 Tasa de crecimiento del PIB por persona empleada
	1.5 Relación empleo-población
	1.6 Proporción de la población ocupada con ingresos inferiores a 1 dólar PPA por día
	1.7 Proporción de la población ocupada que trabaja por cuenta propia o en una empresa familiar
Meta 1.C: Reducir a la mitad, entre 1990 y 2015, el porcentaje de personas que padecen hambre	1.8 Proporción de niños menores de 5 años con insuficiencia ponderal
	1.9 Proporción de la población por debajo del nivel mínimo de consumo de energía alimentaria
Objetivo 2: Lograr la enseñanza primaria universal	
Meta 2.A: Asegurar que, para el año 2015, los niños y niñas de todo el mundo puedan terminar un ciclo completo de enseñanza primaria	2.1 Tasa neta de matriculación en la enseñanza primaria
	2.2 Proporción de alumnos que comienzan el primer grado y llegan al último grado de enseñanza primaria
	2.3 Tasa de alfabetización de las personas de 15 a 24 años, mujeres y hombres
Objetivo 3: Promover la igualdad de género y el empoderamiento de la mujer	
Meta 3.A: Eliminar las desigualdades entre los sexos en la enseñanza primaria y secundaria, preferiblemente para el año 2005, y en todos los niveles de la enseñanza para el año 2015	3.1 Relación entre niñas y niños en la enseñanza primaria, secundaria y superior
	3.2 Proporción de mujeres entre los empleados remunerados en el sector no agrícola
	3.3 Proporción de escaños ocupados por mujeres en los parlamentos nacionales
Objetivo 4: Reducir la mortalidad de los niños menores de 5 años	
Meta 4.A: Reducir en dos terceras partes, entre 1990 y 2015, la mortalidad de los niños menores de 5 años	4.1 Tasa de mortalidad de niños menores de 5 años
	4.2 Tasa de mortalidad infantil
	4.3 Proporción de niños de 1 año vacunados contra el sarampión

(Continúa)

Cuadro 2 (continuación)

Objetivos y metas extraídos de la Declaración del Milenio	Indicadores para el seguimiento de los progresos
Objetivo 5: Mejorar la salud materna	
Meta 5.A: Reducir, entre 1990 y 2015, la mortalidad materna en tres cuartas partes	5.1 Tasa de mortalidad materna
	5.2 Proporción de partos con asistencia de personal sanitario especializado
Meta 5.B: Lograr, para el año 2015, el acceso universal a la salud reproductiva	5.3 Tasa de uso de anticonceptivos
	5.4 Tasa de natalidad entre las adolescentes
	5.5 Cobertura de atención prenatal (al menos una consulta y al menos cuatro consultas)
	5.6 Necesidades insatisfechas en materia de planificación familiar
Objetivo 6: Combatir el VIH/SIDA, el paludismo y otras enfermedades	
Meta 6.A: Haber detenido y comenzado a reducir, para el año 2015, la propagación del VIH/SIDA	6.1 Prevalencia del VIH entre las personas de 15 a 24 años
	6.2 Uso de preservativos en la última relación sexual de alto riesgo
	6.3 Proporción de la población de 15 a 24 años que tiene conocimientos amplios y correctos sobre el VIH/SIDA
	6.4 Relación entre la asistencia escolar de niños huérfanos y la de niños no huérfanos de 10 a 14 años
Meta 6.B: Lograr, para el año 2010, el acceso universal altratamiento del VIH/SIDA de todas las personas que lo necesiten	6.5 Proporción de la población portadora del VIH con infección avanzada que tiene acceso a medicamentos antirretrovirales
Meta 6.C: Haber detenido y comenzado a reducir, para el año 2015, la incidencia del paludismo y otras enfermedades graves	6.6 Tasas de incidencia y mortalidad asociadas al paludismo
	6.7 Proporción de niños menores de 5 años que duermen protegidos por mosquiteros impregnados de insecticida
	6.8 Proporción de niños menores de 5 años con fiebre que reciben tratamiento con los medicamentos adecuados contra el paludismo
	6.9 Tasas de incidencia, prevalencia y mortalidad asociadas a la tuberculosis
	6.10 Proporción de casos de tuberculosis detectados y curados con el tratamiento breve bajo observación directa
Objetivo 7: Garantizar la sostenibilidad del medio ambiente	
Meta 7.A: Incorporar los principios del desarrollo sostenible en las políticas y los programas nacionales e invertir la pérdida de recursos del medio ambiente	7.1 Proporción de la superficie cubierta por bosques
	7.2 Emisiones de dióxido de carbono (total, per cápita y por cada dólar PPA del PIB)
	7.3 Consumo de sustancias que agotan la capa de ozono
Meta 7.B: Reducir la pérdida de biodiversidad, alcanzando, para el año 2010, una reducción significativa de la tasa de pérdida	7.4 Proporción de poblaciones de peces que están dentro de límites biológicos seguros
	7.5 Proporción del total de recursos hídricos utilizada
	7.6 Proporción de las áreas terrestres y marinas protegidas
	7.7 Proporción de especies en peligro de extinción
Meta 7.C: Reducir a la mitad, para el año 2015, el porcentaje de personas sin acceso sostenible al agua potable y a servicios básicos de saneamiento	7.8 Proporción de la población con acceso a fuentes mejoradas de abastecimiento de agua potable
	7.9 Proporción de la población con acceso a servicios de saneamiento mejorados
Meta 7.D: Haber mejorado considerablemente, para el año 2020, la vida de por lo menos 100 millones de habitantes de tugurios	7.10 Proporción de la población urbana que vive en tugurios

(Continúa)

Cuadro 2 (conclusión)

Objetivos y metas extraídos de la Declaración del Milenio	Indicadores para el seguimiento de los progresos
Objetivo 8: Fomentar una alianza mundial para el desarrollo	
Meta 8.A: Desarrollar aún más un sistema comercial y financiero abierto, basado en normas, previsible y no discriminatorio Incluye el compromiso de lograr una buena gestión de los asuntos públicos, el desarrollo y la reducción de la pobreza, en los planos nacional e internacional	*Asistencia oficial para el desarrollo (AOD)* 8.1 AOD neta, total y para los países menos adelantados, en porcentaje del ingreso nacional bruto de los países donantes del Comité de Asistencia para el Desarrollo (CAD) de la OCDE
	8.2 Proporción de la AOD total bilateral y por sectores que los donantes del CAD de la OCDE destinan a servicios sociales básicos (enseñanza básica, atención primaria de la salud, nutrición, abastecimiento de agua potable y servicios de saneamiento)
Meta 8.B: Atender las necesidades especiales de los países menos adelantados Incluye el acceso libre de aranceles y cupos de las exportaciones de los países menos adelantados; el programa mejorado de alivio de la deuda de los países pobres muy endeudados (PPME) y la cancelación de la deuda bilateral oficial, y la concesión de una asistencia oficial para el desarrollo más generosa a los países que hayan expresado su determinación de reducir la pobreza	8.3 Proporción de la AOD bilateral de los donantes del CAD de la OCDE que no está condicionada
	8.4 AOD recibida por los países en desarrollo sin litoral como proporción de su ingreso nacional bruto
	8.5 AOD recibida en los pequeños Estados insulares en AOD recibida por los pequeños Estados insulares en desarrollo como proporción de su ingreso nacional bruto
	Acceso a los mercados
	8.6. Proporción del total de importaciones de los países desarrollados (por su valor y sin incluir armamentos) procedentes de países en desarrollo y países menos adelantados, admitidas libres de derechos
	8.7 Aranceles medios aplicados por países desarrollados a los productos agrícolas y textiles, y a las prendas de vestir procedentes de países en desarrollo
Meta 8.C: Atender las necesidades especiales de los países en desarrollo sin litoral y de los pequeños Estados insulares en desarrollo (mediante el Programa de Acción para el desarrollo sostenible de los pequeños Estados insulares en desarrollo y las decisiones adoptadas en el vigésimo segundo período extraordinario de sesiones de la Asamblea General)	8.8 Estimación de la ayuda agrícola en países de la OCDE como porcentaje de su producto interno bruto
	8.9 Proporción de la AOD destinada a fomentar la capacidad comercial
	Sostenibilidad de la deuda
Meta 8.D: Abordar en todas sus dimensiones los problemas de la deuda de los países en desarrollo con medidas nacionales e internacionales a fin de hacer la deuda sostenible a largo plazo	8.10 Número total de países que han alcanzado el punto de decisión y número total de países que han alcanzado el punto de culminación en la Iniciativa para la reducción de la deuda de los países pobres muy endeudados (PPME) (acumulativo)
	8.11 Alivio de la deuda comprometido conforme a la Iniciativa para la reducción de la deuda de los países pobres muy endeudados y la Iniciativa para el alivio de la deuda multilateral
	8.12 Servicio de la deuda como porcentaje de las exportaciones de bienes y servicios
Meta 8.E: En cooperación con las empresas farmacéuticas, proporcionar acceso a medicamentos esenciales en los países en desarrollo a precios asequibles	8.13 Proporción de la población con acceso sostenible a medicamentos esenciales a precios asequibles
Meta 8.F: En colaboración con el sector privado, dar acceso a los beneficios de las nuevas tecnologías, en particular los de las tecnologías de la información y de las comunicaciones	8.14 Líneas de teléfono fijo por cada 100 habitantes
	8.15 Abonados a teléfonos celulares por cada 100 habitantes
	8.16 Usuarios de Internet por cada 100 habitantes

Fuente: Official list of MDG Indicators, Effective 15 january 2008, DESA / UN. Los datos de los indicadores de los objetivos de desarrollo del milenio están disponibles en la página: http://unstats.un.org/unsd/mdg/ de la División de Estadística de Naciones Unidas.

Estadísticas de BADEIMA

En el ámbito regional de América Latina se han desarrollado esfuerzos por fomentar que los países generen sus propias estadísticas relacionadas con el desarrollo sostenible, particularmente con el medio ambiente, de las que en general se dispone de poca información. Uno de estos esfuerzos corresponde a la Base de Datos de Estadísticas e Indicadores Ambientales (BADEIMA) que mantiene la División de Estadística y Proyecciones Económicas de la Comisión Económica para América Latina (CEPAL). A continuación se presenta un listado de dichas estadísticas e indicadores.

CUADRO 3
ESTADÍSTICAS E INDICADORES DE BADEIMA

Tema	Area Temática	Variable
Aire	Consumo de sustancias agotadoras de la capa de ozono	Consumo de clorofluorocarbonos (CFC)
		Consumo de hidroclorofluorocarbonos (HCFC)
		Consumo de bromuro de metilo (metilbromuro)
		Consumo de sustancias que agotan la capa de ozono (SAO)
	Emisiones de gases efecto invernadero (GEI)	Emisión de dióxido de carbono (CO2) por fuentes emisoras
		Emisión de metano (CH4) por fuentes emisoras
		Emisión de óxido nitroso (N2O) por fuentes emisoras
	Concentración de partículas, gases y metales pesados	Concentración de monóxido de carbono (CO)
		Concentración de dióxido de azufre (SO2)
		Concentración de óxido de nitrógeno (NOx)
		Concentración partículas en suspensión PM10
Agua	Calidad del agua	Demanda bioquímica de oxígeno (DBO)
		Demanda química de oxígeno (DQO)
	Aguas residuales	Plantas de tratamiento de aguas residuales
		Aguas residuales tratadas
Mares y borde costero	Pesca	Extracción de las principales pesquerías
		Número de Embarcaciones dedicadas a la pesca
		Número de Especies con restricción de explotación
	Acuicultura	Volumen de producción acuícola
Tierras y suelos	General	Superficie total del país
		Superficie terrestre del país
		Superficies de humedales
	Usos de la tierra	Superficie agrícola
		Superficie de tierras arables o de labranza
		Superficie de tierras con cultivos permanentes
		Superficie de praderas y pastos permanentes
		Superficie regada
		Superficie cosechada de algodón con semillas
		Superficie cosechada de arroz
		Superficie cosechada de café
		Superficie cosechada de caña de azúcar
		Superficie cosechada de frijoles secos
		Superficie cosechada de semilla de girasol
		Superficie cosechada de maíz
		Superficie cosechada de yuca (mandioca)
		Superficie cosechada de soja
		Superficie cosechada de sorgo
		Superficie cosechada de trigo
	Bosques	Superficie de bosques
		Superficie de bosque natural
		Superficie de plantaciones forestales
		Superficie reforestada
		Superficie deforestada
	Agropecuarias	Consumo total de plaguicidas
		Consumo total de fertilizantes

(Continúa)

Cuadro 3 (conclusión)

Tema	Area Temática	Variable
Biota	Áreas protegidas	Superficie total de áreas protegidas
		Porcentaje de áreas protegidas
		Número de áreas marinas protegidas
		Superficie de áreas marinas protegidas
		Número de áreas terrestres protegidas
		Superficie de áreas terrestres protegidas
	Flora	Especies de flora existentes
		Especies de flora amenazadas
		Especies endémicas de flora
	Fauna	Especies de fauna existentes
		Especies de fauna amenazadas
		Especies endémicas de fauna
Energía	Producción y consumo (oferta y demanda)	Producción de energía primaria total
		Producción de energía secundaria total
		Consumo de energía primaria
		Consumo de energía secundaria
		Consumo total de energía
		Oferta energética total
		Oferta energética renovable total
		Intensidad energética del PIB
		Consumo de hidrocarburos por habitante
	Cobertura de red eléctrica	Número de viviendas conectadas a la red eléctrica
		Porcentaje de viviendas conectadas a la red eléctrica
		Consumo de energía eléctrica por habitante
		Energía hidroeléctrica como proporción de la generación de electricidad
		Capacidad instalada para producir energía eléctrica
		Porcentaje de viviendas conectadas a la red eléctrica
Desastres	Desastres naturales	Inundaciones
		Deslizamientos
		Sequías
		Huracanes
		Terremotos
		Erupción volcánica
		Maremotos/tsunami
Medio ambiente urbano	Transporte	Tamaño del parque automotriz
		Longitud de la red de carreteras
		Longitud de la red ferroviaria
		Tráfico aéreo: pasajeros-kilómetros
		Tráfico aéreo: kilómetros volados
		Tráfico aéreo: toneladas - kilómetros de carga
	Asentamientos humanos	Población con acceso sostenible a mejores fuentes de abastecimiento de agua potable, por área urbana y rural
		Población con acceso a servicios de saneamiento mejorados, por área urbana y rural
		Población que vive en tugurios
	Desechos	Generación de desechos sólidos
		Disposición de desechos sólidos
		Número de viviendas con servicios de recolección de desechos sólidos
		Porcentaje de viviendas con servicios de recolección de desechos sólidos
Gestión medioambiental		Empresas certificadas con ISO 14.001
		Empresas con certificación ISO 14001 por c/ mil millones de dólares de PIB
		Acuerdos multilaterales ambientales

Fuente: BADEIMA / CEPAL (2008).

Se puede tener acceso a los datos por medio de la página: www.eclac.org/deype/badeima. Es importante destacar que del conjunto de estadísticas e indicadores Ambientales contenidos en Badeima, se dispone de fichas metodológicas (metadatos) que clarifican el contenido de la información.

Indicadores propuestos por ESALC

Otra de las iniciativas regionales que pueden ser de utilidad en el proceso de selección de indicadores de sustentabilidad es la correspondiente al proyecto de Evaluación de la Sostenibilidad en América Latina y el Caribe (ESALC) llevado a cabo en la División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe. Producto de ese proyecto es la Base de datos de Indicadores de Desarrollo sostenible (BADESALC) que se presenta como un sistema de indicadores organizado según un marco sistémico e integrado, basado en el concepto del sistema socio-ecológico. Este marco fue desarrollado en la División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) con el objetivo de constituirse en un instrumento para la medición y evaluación del progreso de los países de América y el Caribe hacia el Desarrollo Sostenible.

La Base de datos de Indicadores de Desarrollo sostenible (BADESALC) contiene indicadores a escala país, que en conjunto proveen simultáneamente información relativa a la Eficiencia Económica y Demográfica del sistema total "país", así como indicativos del Desempeño, la Sostenibilidad y Evolución de los Flujos físicos y de información, para cuatro subsistemas principales: el social, el económico, el institucional, y el ambiental. Estos subsistemas se corresponden con las cuatro categorías básicas planteadas por la Comisión de Desarrollo Sostenible de las Naciones Unidas (UNCSD 1995, 2001, 2007) como las dimensiones del desarrollo sostenible.

El subsistema social, se refiere a los conceptos de la calidad de la vida (satisfacción de las necesidades materiales y no materiales del ser humano), de la renta y de su distribución, y de los aspectos demográficos.

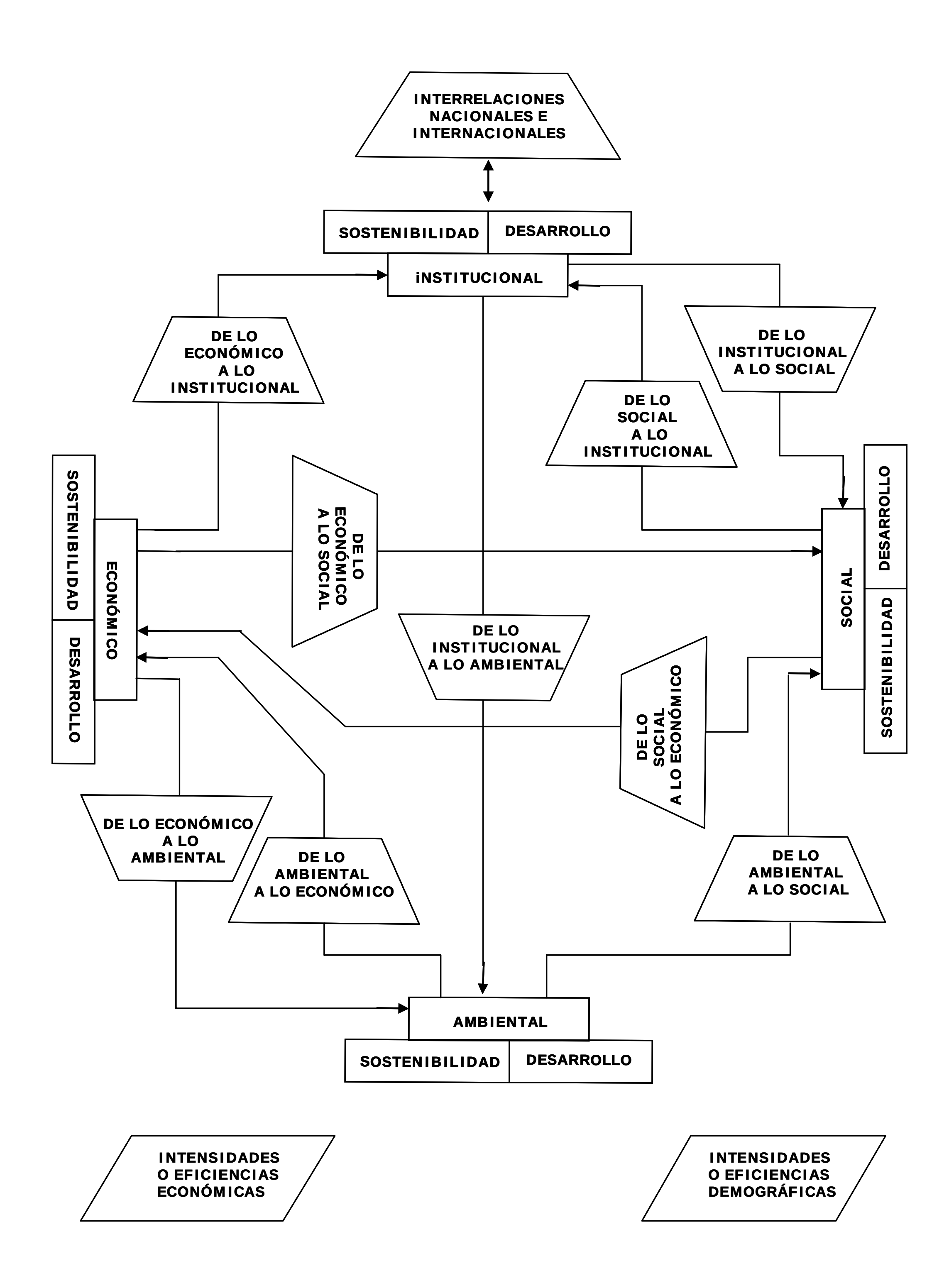
El subsistema económico considera los aspectos relacionados con la producción y el consumo de bienes y servicios, el comercio, el estado general de la economía, la infraestructura de los asentamientos humanos (el ambiente construido) y los desechos generados por el consumo y la producción.

El subsistema institucional incluye el tema de las instituciones formales e informales de la sociedad, las leyes, las regulaciones, y las políticas, y también incluye las estructuras y los procesos principales (agentes sociopolíticos, procesos políticos, estructuras de poder, etc.) y el conocimiento y los valores de la sociedad.

El subsistema ambiental contempla cuestiones sobre el ambiente natural en sus aspectos de recursos naturales, procesos ecológicos, condiciones de soporte vital, y la biodiversidad.

A partir de estas definiciones genéricas se identifican indicadores específicos en cada rubro. El siguiente esquema representa los sistemas del marco, así como las interrelaciones.

GRÁFICO 1
ESTRUCTURA DE BADESALC



Fuente: CEPAL / BADESALC (2008).

A continuación se enlistan los indicadores definidos para cada uno de los subsistemas.

CUADRO 4
INDICADORES DE BADESALC

Área	Indicador
Subsistema Económico de Desarrollo	Producto interno bruto (PIB) total. Tasa anual de variación o tasa de crecimiento anual
	Producto interno bruto (PIB) por habitante
	Producto interno bruto (PIB) total
	Producto interno bruto (PIB) total sobre población económicamente activa (PEA)
Subsistema Económico de Sostenibilidad	Formación bruta de capital
	Déficit general del presupuesto, incluye donaciones
Subsistema Social de Desarrollo	Esperanza de vida al nacer
	Fuerza de trabajo con educación secundaria
	Persistencia en el quinto grado o niños con educación primaria grado 5
	Población viviendo bajo la línea de pobreza
	Población con acceso sostenible de agua potable mejorada
	Población con acceso adecuado a servicios sanitarios mejorados
	Relación entre salarios urbanos de mujeres y hombres
	Tasa de analfabetismo de la población adulta
	Tasa de mortalidad en menores de 5 años
	Índice de felicidad
Subsistema Social de Sostenibilidad	Índice de concentración de GINI
	Relación de dependencia
	Tasa de crecimiento de la población
	Relación entre el 20% más rico y el 20% más pobre de la distribución del ingreso
	Relación del ingreso medio per cápita del hogar: decil 10 /decil (1-4)
Subsistema Ambiental de Sostenibilidad	Área de bosque como porcentaje del área total
	Cambio en la superficie boscosa sobre superficie total de bosques
	Extracción de agua como porcentaje del total de recursos hídricos internos
Subsistema Institucional de Desarrollo	Usuarios de internet
	Líneas telefónicas (Teléfono fijo y celulares)
Subsistema Institucional de Sostenibilidad	Índice de percepción de la corrupción
	Gasto en I&D
Interrelaciones Nacionales e Internacionales	Consumo de sustancias dañinas del ozono (CFCs) (UNEP-Ozone Secretariat)
	Balanza en cuenta corriente
	Emisiones totales de CO2
	Deuda externa total
De lo Económico a lo Ambiental	Superficie bajo plantaciones
	Uso de fertilizantes
	Uso de pesticidas
De lo Económico a lo Social	Tasa de desempleo (urbano)
De lo Económico a lo Institucional	Eficacia recaudatoria del IVA (Impuesto al Valor Agregado)
De lo Ambiental a lo Económico	Energía renovable sobre la oferta total de energía
	Producción de madera industrial
	Producción de madera para combustible
	Captura de pesca marina
	Consumo total de energía como porcentaje de la producción nacional
	Extracción anual total de agua
De lo Ambiental a lo Social	Sectores industriales “más contaminantes” respecto al valor total de la producción industrial.
	Número de vehículos automotores en uso
	Mortalidad por enfermedades respiratorias
	Emisiones de contaminantes orgánicos del agua
De lo Social a lo Económico	Población total
	Ingreso nacional bruto (INB) per capita, PPA

(Continúa)

Cuadro 4 (conclusión)

Área	Indicador
De lo Social a lo Institucional	Índice de gobernabilidad
De lo Institucional a lo Social	Gasto público social (% del PIB)
	Gasto público social (% del GPT)
De lo Institucional a lo Ambiental	Área protegida
Intensidades o Eficiencias Económicas	Emisiones de CO2
	Intensidad del uso de energía
Intensidades o Eficiencias Demográficas	Tierras arables y permanentes per capita
	Emisiones (CO2) per capita
	Consumo final per capita por hogares
	Consumo total de energía per capita
	Recursos renovables hídricos actuales per capita

Fuente: CEPAL / BADESALC (2008). Los indicadores de Badesalc tienen fichas metodológicas, y los datos se actualizan periódicamente. Estos se pueden consultar en la página http://websie.eclac.cl/sisgen/Badesalc.asp.

Indicadores propuestos por ILAC

En el año 2002 los países de América latina adoptaron la Iniciativa Latinoamericana y Caribeña para el Desarrollo Sostenible (ILAC) que comprendió entre sus acciones, el apoyo a un proyecto para producir indicadores ambientales, para los cuales se desarrollaron hojas metodológicas, metadatos y se realizó una labor de revisión por parte de los países, misma que ha conducido a evaluar continuamente la propuesta de indicadores. Actualmente se sigue el proceso de validación de fichas metodológicas y se espera que se pueda institucionalizar su generación. A continuación se detalla la lista más reciente de indicadores propuestos por ILAC.

Es importante comentar que si bien en general el proceso de generación de información en temas económicos o sociales ha sido lento, por ejemplo el sistema de cuentas nacionales tomó 50 años en consolidarse, la relevancia del tema debe aumentar el interés porque se obtenga la información relacionada con temas ambientales de manera sistemática, tratando de avanzar de manera acelerada para cerrar la brecha existente entre la disponibilidad de información económica y social con la referida a conceptos ambientales.

CUADRO 5
INDICADORES DE ILAC

Tema	Meta orientadora	Indicadores
Diversidad biológica	Aumento de la superficie Boscosa	Proporción de superficie cubierta por bosque
	Territorio bajo áreas protegidas	Proporción de áreas protegidas con respecto al territorio total
	Recursos genéticos-Distribución equitativa de beneficios	Existencia de leyes nacionales relacionadas con el acceso a recursos genéticos y la repartición de beneficios
	Diversidad Marina	Áreas costeras y marinas protegidas con respecto al área marino y costeras totales
Gestión de recursos hídricos	Suministro de agua	Disponibilidad de agua por habitante
		Consumo de agua por habitante
	Manejo de cuencas	Porcentaje de áreas de cuenca bajo manejo
	Manejo marino-costero y sus recursos	Extracción pesquera
	Mejor calidad de aguas terrestres	Porcentaje de la población con acceso a saneamiento

(Continúa)

Cuadro 5 (conclusión)

Tema	Meta orientadora	Indicadores
Vulnerabilidad, asentamientos humanos y ciudades sostenibles	Ordenamiento territorial	Porcentaje de municipios con planes de ordenamiento territorial en ejecución
		Cambio de uso del suelo
	Áreas afectadas por procesos de degradación	Porcentaje de áreas degradadas
	Contaminación del aire	Cambio en la densidad en la flota de vehículos de motor
		Emisiones de Co2
	Contaminación del agua	% de la población con acceso a agua potable
		% de la población con acceso a saneamiento
	Desechos sólidos	% de la población con acceso a la recolección de desechos
		Generación de desechos sólidos
		Desechos recogidos y dispuestos adecuadamente
	Vulnerabilidad ante los desastres antropogénicos y aquellos causados por fenómenos naturales	Existencia de comisiones nacionales de emergencia o de grupos de respuesta inmediata.
	Vulnerabilidad y manejo de riesgos	Sin indicador propuesto
Temas sociales, incluyendo salud, inequidad y pobreza	Salud y ambiente	Tasa de morbilidad atribuible a enfermedades respiratorias agudas
		AVPD (Desorden de evasión de la realidad) por enfermedades de origen hídrico.
		Morbilidad VIH
		Has de áreas verdes urbanas respecto a la población urbana
	Ambiente y generación de empleo	Sin indicador propuesto
	Pobreza e inequidad	Porcentaje de la población con ingresos inferiores a US $1.00 dólar PPA
		Proporción de hogares con derecho a títulos de propiedad.
		Índice de crecimiento del número de pequeñas empresas
		Gasto social como % del PIB
Aspectos económicos, incluidos la competitividad, el comercio y los patrones de producción y consumo (energía)	Energía	Uso de energía por US $1000 del PIB PPA
		Porcentaje de población que usa combustibles sólidos
		Porcentaje de energía consumida de fuentes renovables con respecto al total de energía consumida
	Producción más limpia	Consumo de CFCs que agotan la capa de ozono
		Número de compañías con certificación ISO14000
	Instrumentos económicos	Instrumentos económicos que se aplican
Aspectos institucionales	Educación ambiental	Total de horas de enseñanza de la ciencia ambiental en la educación primaria (ND)
	Formación y capacitación de recursos humanos	Tasa neta de matriculación en la enseñanza primara
	Evaluación e indicadores	Informes de estado del ambiente y Sistema Estadístico Ambiental
	Participación de la sociedad	Existencia de consejos nacionales de desarrollo sostenible

Fuente: Informe sobre la Iniciativa Latinoamericana y Caribeña para el Desarrollo Sostenible (ILAC) a cinco años de su adopción (2008).

VI. Análisis multivariado descriptivo

Es fundamental que la selección de los indicadores y variables que compondrán el indicador compuesto sea realizada respetando no sólo los criterios conceptuales, basados en el marco considerado, sino también los estadísticos. La naturaleza subyacente de los datos y la relación que pudiera haber entre ellos deben ser cuidadosamente analizadas antes de proceder a integrar toda la información en un solo indicador. Para ello se puede recurrir a diversos métodos de síntesis estadística. El análisis combinado de la información puede realizarse sobre la base de dos criterios, a saber:

(i) *Análisis de relaciones entre variables:* agrupando las variables en sub-indicadores, definiendo una estructura anidada y determinando si la selección de éstas, resulta apropiada para describir el fenómeno en cuestión. Para ello es posible recurrir a técnicas estadísticas como el análisis de componentes principales (ACP) que se presenta a continuación y que permite estudiar cómo se interrelacionan estadísticamente las dimensiones del fenómeno estadístico que contemplará en indicador compuesto.

(ii) *Estudio de relaciones entre unidades de análisis*: estableciendo grupos de unidades de análisis vinculadas por su similitud: Para ello se puede recurrir al análisis de conglomerados (o *cluster analysis*).

El uso de las técnicas de análisis multivariado que se describen a continuación es sumamente útil para obtener una idea aproximada acerca de la estructura de los datos que compondrán el indicador sintético. No obstante, se deberá tener en cuenta que si la muestra de información que contienen las variables (número de datos) es pequeña en comparación con el número de variables seleccionadas, se debería evitar emplear estas técnicas ya que los resultados no serán, por cierto, representativos. En este último caso se puede recurrir a análisis exploratorios simples, contemplando tablas de frecuencias y de promedios simples, así como tablas de coeficientes de correlación o gráficos de dos y tres dimensiones, así como herramientas gráficas de análisis multivariado descriptivo como las “caritas de Chernoff” o las “estrellas de Andrews” (Johnson & Wichern, 2007).

Las metodologías que se presentan en este, así como en algunos capítulos subsecuentes, se analizan con un detalle técnico que incluye aspectos matemáticos de mayor nivel técnico, los cuales son incluidos en recuadros para dar fluidez a la lectura sin dejar de mostrar el rigor metodológico que requiere la aplicación de dichas herramientas.

Análisis de relaciones entre variables

Análisis de Componentes Principales (ACP)

Este tipo de análisis se suele aplicar cuando se tiene por objetivo agrupar las variables en sub-indicadores. Se trata de un método creado por Pearson (1901) desde un enfoque geométrico, que posteriormente fue planteado de manera algebraica por Hotelling (1933) y que se popularizó a partir del uso frecuente de la computadora, siendo actualmente uno de los métodos más utilizados ya que permite reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos.

El objetivo del Análisis de Componentes Principales (ACP) es explicar la mayor parte de la variabilidad total observada en un conjunto de variables con el menor número de componentes posibles (Uriel, 1985). Esto se logra transformando el conjunto de variables originales que generalmente tienen correlación entre sí, en otro conjunto de variables no correlacionadas, denominadas factores o componentes principales, relacionadas con las primeras a través de una transformación lineal, y que están ordenadas de acuerdo con el porcentaje de variabilidad total que explican. Se escoge de entre las componentes principales a las que explican la mayor variabilidad acumulada, reduciendo así la dimensión total del conjunto de información. Las componentes obtenidas de la transformación lineal no necesariamente son directamente interpretables empíricamente en el sentido de que no constituyen un indicador o índice *per se*, pues quedan definidas a partir de la combinación lineal de variables que pueden aparentar no estar vinculadas por una interpretación afín. Existen por ello herramientas que posibilitan la interpretación de las componentes principales, como el análisis de las correlaciones entre las componentes principales y las variables originales, o los diagramas conocidos como gráficos de sedimentación y los gráficos de saturación (Jolliffe, 2002).

Al realizar una reducción de la dimensionalidad del sistema de indicadores, se pierde cierta cantidad de información. Sin embargo, tal pérdida se puede compensar con la simplificación realizada, ya que algunas de las correlaciones entre las variables pueden resultar redundantes en el análisis global.

Para aplicar el ACP se debe primero partir de los siguientes supuestos (Nardo et al, 2005a):

Poseer un número de casos suficientemente grande. Esto supondrá la adopción de alguna de las siguientes reglas empíricas planteadas por varios autores:

Regla del 10: Disponer de al menos 10 casos por cada variable.

El 3 a 1: que el número de casos sea el triple que el de variables.

El 5 a 1: Otros autores plantean respetar una relación 5 a 1 entre casos y variables.

Regla del 100: El número de casos debería ser 5 veces el número de variables y superiores a 100.

Regla del 150: Disponer de más de 150 cuando hay muy pocas variables correlacionadas.

Regla del 200: Tener más de 200 casos, sin importar el número de variables.

Regla de la significancia: Tener 51 casos más que el número de variables, con el fin de poder realizar la prueba chi-cuadrado.

Nótese la dispersión que poseen estas reglas empíricas. La elección de aquella a aplicar dependerá de la relación que se establezca entre la disponibilidad de información y el número de variables involucradas así como del nivel de robustez pretendido.

Que no haya sesgos de selección de las variables. La exclusión de variables relevantes junto con la inclusión de otras irrelevantes afectará ciertamente a la matriz de covarianza y por lo tanto la representatividad del resultado que se obtenga.

Que no haya datos atípicos (*outliers*). Como en el caso de otras técnicas estadísticas, la presencia de datos atípicos puede afectar las interpretaciones que devienen de un análisis de componentes principales.

Linealidad: El análisis de componentes principales es una técnica basada en el uso del álgebra lineal y por eso es claramente conveniente que la relación entre las variables sea lineal.

Normalidad multivariada: este supuesto es conveniente de validar si se busca realizar pruebas de contraste estadístico. Si se supone que las variables están distribuidas a partir de funciones de distribución diferentes, será más complicado hacer dichas pruebas pues generalmente las herramientas de software sólo contemplan las basadas en el supuesto de normalidad.

RECUADRO 1
ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

Las Componentes Principales son combinaciones lineales de las variables originales que pueden ser ordenadas en forma decreciente de acuerdo a la “cantidad de varianza” que ellas contribuyen a computar a partir de los datos originales. Por lo general, la mayor parte de la variabilidad de los datos originales queda condensada en las primeras componentes (las principales).

Formalmente, se parte de p variables, muestreadas sobre n (unidades de análisis) casos, esto es: $x_{11}, \cdots, x_{p1}, \cdots, x_{1n}, \cdots, x_{pn}$. Esta información puede expresarse matricialmente como:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} \in \Re^{n \times p} \qquad (1)$$

la matriz de covarianza muestral queda definida por:

$$\mathbf{\Sigma} = \mathrm{E}[(\mathbf{X} - \mathrm{E}[\mathbf{X}])(\mathbf{X} - \mathrm{E}[\mathbf{X}])^\top] = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \cdots & \sigma_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \cdots & \sigma_n^2 \end{pmatrix} \in \Re^{n \times n} \qquad (2)$$

Por otro lado, partiendo de X se puede calcular la matriz muestral de correlaciones R. Las componentes principales pueden ser estimadas tanto a partir de la matriz de covarianza como la de correlación. Estas matrices nos brindan información acerca de la concomitancia en la variabilidad observada en las variables cuando son tomadas de a pares. Las variables que muestran una baja correlación serán candidatas a ser eliminadas del análisis:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \in \Re^{p \times p} \text{ con } r_{ij} = \frac{\mathrm{cov}(x_i, x_j)}{\sqrt{\mathrm{var}(x_i)\mathrm{var}(x_j)}}, \quad 1 \le i, j \le p \qquad (3)$$

Las componentes principales son un conjunto de variables ortogonales entre sí (no correlacionadas), que surgen de una transformación lineal de las variables originales, con la propiedad de contener en conjunto la misma varianza total que el conjunto original. La primer componente se construye de modo que contenga la máxima proporción posible de la varianza de los x’s, la segunda, la máxima de la varianza restante y así sucesivamente. Esto significa que las componentes quedan ordenadas con base en la información estadísticamente relevante que contienen, expresada por el porcentaje de varianza total explicada por cada una.

La primera componente principal se expresará como la combinación lineal:

$$\begin{pmatrix} Z_{11} \\ \vdots \\ Z_{1n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{p1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1n} & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{11} \\ \vdots \\ u_{1p} \end{pmatrix} \text{ ó } \mathbf{Z}_1 = \mathbf{X} \cdot \mathbf{u}_1 \qquad (4)$$

Resta conocer el vector $\mathbf{u}_1$, que se obtiene maximizando la varianza $\mathrm{Var}(\mathbf{Z}_1)$:

$$\begin{aligned} \mathrm{Var}(\mathbf{Z}_1) &= \frac{\sum_{i=1}^n Z_{1i}^2}{n} = \frac{1}{n}\mathbf{Z}_1^\top \mathbf{Z}_1 = \frac{1}{n}\mathbf{u}_1^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{X} \mathbf{u}_1 \\ &= \mathbf{u}_1^\top [\frac{1}{n}\mathbf{X}^\top \mathbf{X}] \mathbf{u}_1 \end{aligned} \qquad (5)$$

(Continúa)

Recuadro 1 (conclusión)

sujeta a la restricción de que la suma de los ponderadores al cuadrado sea igual a uno (condición de ortogonalidad), i.e.:

$$\sum_{j=1}^{p} \mathbf{u}_1^2 \equiv \mathbf{u}_1^\top \cdot \mathbf{u}_1 = 1 \quad (6)$$

Si las variables están normalizadas, la expresión entre corchetes de (5) es la matriz de correlaciones. Si las variables están sólo expresadas como desviaciones alrededor de la media, de acuerdo a (2), tenemos que tal expresión es la matriz de covarianza. Sin pérdida de generalidad, supongamos esta última situación, entonces:

$$\mathsf{Var}(\mathbf{Z}_1) = \mathbf{u}_1^\top \cdot \mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{u}_1 \quad (7)$$

Para maximizar (7) sujeta a la restricción (6), se procede usualmente construyendo el lagrangiano:

$$\mathcal{L} = \mathbf{u}_1^\top \cdot \mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{u}_1 - \lambda(\mathbf{u}_1^\top \cdot \mathbf{u}_1 - 1) \quad (8)$$

Cuya condición de primer orden es:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{u}_1} = 2\mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{u}_1 - 2\lambda \mathbf{u}_1 = 0 \;, \qquad (\mathbf{\Sigma} - \lambda \mathbf{I}) \cdot \mathbf{u}_1 = 0 \quad (9)$$

dado que $\mathbf{u}_1$ es un vector no nulo, tenemos que λ es el autovalor de la matriz de covarianzas $\mathbf{\Sigma}$ y $\mathbf{u}_1$ su autovector ($\mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{u}_1 = \lambda \mathbf{u}_1$).

El resto de las componentes se obtienen de la misma manera, con la salvedad de que hay que introducir una restricción de ortogonalidad (no correlatividad) respecto de la primera: $\mathbf{u}_2^\top \mathbf{u}_1 = 0$, y así se sigue sucesivamente, de manera tal que la j-ésima componente: $\mathbf{Z}_j$ deberá restringirse a satisfacer en la maximización la ortogonalidad respecto a todas las anteriores componentes:

$$\mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_1 = 0, \cdots, \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_{j-1} = 0, \mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_j = 1 \quad (10)$$

Entonces, es posible ordenar las componentes de mayor a menor variabilidad explicada, la cual queda expresada en la magnitud de cada autovalor puesto que como: $\mathbf{u}_j^\top \mathbf{u}_j = 1 \quad \forall 1 \leq j \leq p$, la varianza de $\mathbf{Z}_j$ es precisamente λ_j, i.e.:

$$\mathsf{Var}(\mathbf{Z}_j) = \mathbf{u}_j^\top \mathbf{\Sigma} \mathbf{u}_j = \lambda_j \quad (11)$$

El autovector de ponderación $\mathbf{u}_j$ de la componente $\mathbf{Z}_j$ está asociado al autovalor λ_j.

Asimismo, puesto que se obtuvo una base ortogonal, la variabilidad total observada en las variables originales puede definirse como la suma de sus varianzas, es decir la traza de la matriz $\mathbf{\Sigma}$, o equivalentemente:

$$\mathsf{Traza}(\mathbf{\Sigma}) = \sum_{j=1}^{p} \lambda_j \quad (12)$$

Por consiguiente, el componente $\mathbf{Z}_j$ cuyo autovalor correspondiente es λ_j explica una fracción F_j de la variabilidad total, esto es:

$$F_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^{p} \lambda_\mathrm{i}} \quad (13)$$

Fuente: Uriel, 1995.

Una de las principales desventajas del ACP es que las correlaciones que son la base de su cálculo pueden no necesariamente representar la “influencia real” de las componentes sobre el fenómeno que quiere medirse, sino un efecto estadístico espurio. Asimismo, los resultados obtenidos del ACP pueden ser sensibles a la modificación de la muestra de datos o, como ya se dijo, a la presencia de datos atípicos (“outliers”).

Sobre la base de la información obtenida de los ***p*** autovalores calculados según las indicaciones del recuadro se plantean diversos criterios para decidir el número razonable de componentes que permita

condensar de mejor manera la estructura de los datos y posibilite su posterior interpretación. Los criterios más relevantes son:

Criterio de Kaiser (Kaiser, 1958). Consiste en eliminar todas las componentes cuyos autovalores sean inferiores a la unidad. La justificación de este criterio es que no tiene sentido agregar una componente que explique menos varianza que la contenida en una variable. El criterio de Jolliffe toma como límite inferior el valor 0.7. Otra posibilidad es seleccionar el número de factores explicativos cuya raíz característica supere el valor medio de todas las raíces características.

Contraste de caída (Cattell, 1965). Este criterio parte de graficar los autovalores de manera decreciente (gráfico de sedimentación), escogiéndose aquellas componentes hasta el punto en que la curva decreciente converge a una línea horizontal, lo que indica que a partir de allí la varianza explicada adicional no aporta mucho más.

Porcentaje de la varianza explicada. Consiste en acumular con los autovalores de mayor valor un porcentaje de la varianza explicada hasta alcanzar un nivel mínimo aceptable (por ejemplo entre 70 y 80%).

Criterios de comprensibilidad. Cuando la construcción de las componentes da lugar a algún tipo de interpretación que sea entendible en términos de las clases que se constituyen.

Una vez determinadas las componentes principales más significativas se puede crear con éstas una medida compuesta como la media aritmética simple, es decir una suma usualmente ponderada con el mismo peso a cada una de ellas. Otra alternativa puede ser la agregación directa de las primeras componentes ponderadas, por ejemplo, por la desviación estándar de cada una (Peters y Butler, 1970). Sea cual sea el procedimiento elegido, será conveniente realizar un análisis posterior de la correlación entre las variables originales y las componentes seleccionadas para validar la bondad de los resultados. El paso final sería la valoración de la necesidad de cambios en el análisis realizado; ello puede llevar a la eliminación de variables o el empleo de otros métodos de selección de componentes.

Uriel (1995) recomienda el uso de variables expresadas en forma de razones (*ratios)* puesto que eliminan el problema de magnitud o escala que puede enmascarar otras características relevantes de la información disponible. No obstante, esta práctica acarrea otro tipo de problemática ya que se modifica la forma de la distribución y atribuyéndoles demasiada importancia a los casos que, en términos absolutos, estarían localizados en las colas de la distribución de cada variable.

Existen numerosas metodologías alternativas al ACP. Se hará una breve referencia al análisis de factores o análisis factorial y al uso de los coeficientes alfa de Cronbach (1951).

Análisis Factorial

El análisis factorial es una técnica estadística de modelación de datos usada para explicar la variabilidad entre las variables observadas en términos de un número menor de variables no observadas llamadas factores. Las variables observadas se modelan como combinaciones lineales de factores más expresiones de error. Se puede distinguir entre el *Análisis Factorial Exploratorio*, donde los factores no se conocen *a priori*, y el *Análisis Factorial Confirmatorio* donde se propone un modelo, según el cual hay unos factores que representan a las variables originales, siendo el número de estos superior al de aquellas, y se somete a comprobación. Para que el análisis factorial tenga sentido deberían cumplirse dos condiciones básicas: la *parsimonia* y la *interpretabilidad*. Según el principio de parsimonia los fenómenos deben explicarse con el menor número de elementos posibles. Una buena solución factorial será aquella que es sencilla e interpretable.

Si bien el análisis factorial y el ACP están muy relacionados, en este último se trata de hallar componentes (factores) que sucesivamente expliquen la mayor parte de la varianza total; mientras que en el análisis factorial se buscan aquellos factores que expliquen la mayor parte de la varianza común. La varianza común es la parte de la variación de cada variable que es compartida con las demás. Asimismo, mientras que el ACP busca combinaciones lineales de las variables originales que expliquen la mayor parte de la variabilidad total, el análisis factorial pretende hallar un nuevo conjunto de variables, menor

en número que las variables originales, que exprese lo que es común a esas variables. Más detalles sobre esta técnica pueden encontrarse en Kim y Mueller (1978) y Comrey (1985).

Coeficientes Alfa de Cronbach

Finalmente, respecto a los coeficientes alfa de Cronbach (1951) vale decir sintéticamente que se trata de un valor que mide la consistencia interna, es decir que indica cuan bien está representada la información de múltiples variables en un solo indicador. El coeficiente toma valores entre 0 y 1, y sirve para comprobar si un indicador que se está evaluando, recopila información de las variables que lo componen que es defectuosa y por tanto nos llevaría a conclusiones equivocadas o si se trata de un instrumento fiable que mide lo que dice que mide. El valor del coeficiente será mayor cuanto mayor sea la correlación entre las variables. Cuanto más se acerque el índice al extremo 1, mejor es la fiabilidad de la selección de variables propuesta, considerando una fiabilidad respetable a partir de 0,70.

RECUADRO 2
COEFICIENTE ALFA DE CRONBACH

El coeficiente alfa de Cronbach se puede calcular como:

$$\alpha \equiv \frac{p}{p-1}\left(\frac{\sigma_I^2 - \sum_{i=1}^{p}\sigma_{x_i}^2}{\sigma_I^2}\right)$$

donde σ_I es la varianza del indicador y σ_{x_i} es la de cada una de las **p** variables. Para construir este estimador, se supone que el indicador se calcula como la suma simple de todos los sub-indicadores; así mismo, vale estimar el coeficiente para cada unidad de análisis. El estimador mide la fracción de la variabilidad total de la muestra de variables debido a su correlación. Si no hay correlación y las variables son independientes entre sí, su valor es nulo, mientras que cuando la correlación es total, valdrá la unidad. Por eso, un valor cercano a uno nos indicará que las variables consideradas miden correctamente el fenómeno latente que se desea representar.

Fuente: Cronbach (1951).

Un ejercicio interesante puede ser calcular el coeficiente alfa excluyendo una variable o componente por vez. Si su valor se incrementa con la exclusión, se puede afirmar que la variable no esta muy correlacionada con el resto.

Estudio de relaciones entre unidades de análisis

Análisis de Conglomerados (Clustering análisis)

El análisis de agrupamientos o conglomerados es una herramienta estadística que permite clasificar en grupos (o "*clusters*"), distintas unidades de análisis a partir del procesamiento de numerosos indicadores que describen el estado de dichas unidades. Su objetivo es establecer tipologías para las unidades de análisis de aquéllas que sean ***homogéneas entre sí*** y donde los grupos sean ***heterogéneos entre sí***. Las tipologías se construyen maximizando la distancia (debidamente definida) de las unidades de tipologías diferentes y minimizando, a su vez, la distancia de las unidades de una categoría particular. La clasificación en tipologías cumple la función de reducir las dimensiones de análisis de un sistema ya que se pasa de considerar cada unidad de análisis a estudiar cada tipología. El análisis de agrupamientos ha sido muy utilizado en psiquiatría y arqueología pues permite definir taxonomías. En el mundo del marketing y la publicidad es muy usado para segmentar audiencias según características demográficas, psicográficas y económicas en forma simultánea, y así determinar mercados objetivo.

En el contexto de la construcción de indicadores compuestos, este análisis puede ser útil para establecer conjuntos de unidades de análisis agrupadas por su semejanza y puede utilizarse como:

Un método estadístico de agregación de indicadores,

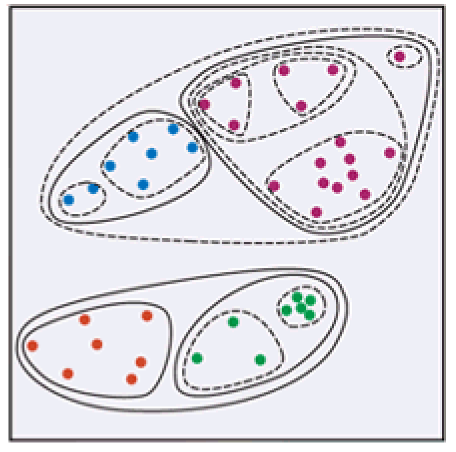
Una herramienta de diagnóstico para explorar cada elección de distintas alternativas al momento de construir el indicador compuesto,

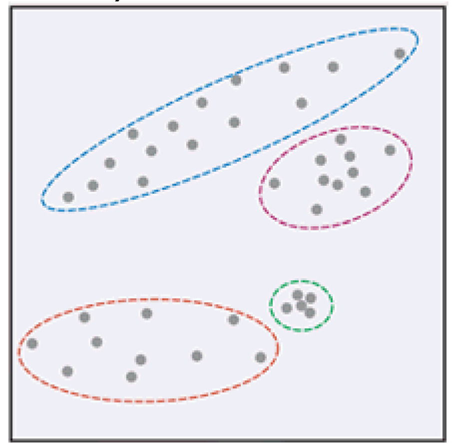
Un procedimiento para agrupar unidades de análisis por su similitud y a partir de allí imputarle a algunos de ellos datos perdidos con el fin de disminuir la dispersión de la información,

Una técnica de análisis de los resultados

El análisis puede ser jerárquico, dando lugar a una estructura en forma anidada de árbol, o no jerárquico si se establece un número de clases predeterminado. Esto se esquematiza en el gráfico 2 que muestra una representación en el espacio de las variables y donde cada punto corresponde a una unidad de análisis, por ejemplo un país. En el primer caso, el análisis genera, a distintos niveles de semejanza, distintas soluciones de agrupamiento entre los elementos, mientras que en el segundo caso, la solución se obtiene una vez fijado un cierto nivel de semejanza.

GRÁFICO 2
EJEMPLOS DIAGRAMÁTICOS DEL ANÁLISIS DE AGRUPAMIENTO JERÁRQUICO (IZQUIERDA) Y NO JERÁRQUICO (DERECHA)





Fuente: Elaboración propia.

La principal ventaja de los métodos jerárquicos es la facilidad de interpretación del árbol taxonómico que resulta.

Para realizar un análisis de agrupamientos es necesario definir una distancia. Toda definición de distancia debe satisfacer ciertas condiciones definidas en un espacio métrico. Sean *x, y* & *z* tres vectores definidos en el espacio de las *p* variables. Entonces la distancia entre ellos es un número real que debe satisfacer las condiciones de:

1. No negatividad: $d(x,y)\begin{cases} = 0 \text{ si } x = y \\ > 0 \text{ si } x \neq y \end{cases}$
2. Conmutatividad: $d(x,y) = d(y,x)$
3. Desigualdad triangular: $d(x,z) < d(x,y) + d(y,z)$

Existen numerosas medidas de distancia que satisfacen estas condiciones. Se presentan algunas de ellas en el recuadro 3. Una vez tomada la decisión acerca de qué medida de distancia entre elementos utilizar, de las que hemos mostrado tan sólo algunas definiciones, se debe elegir el tipo de algoritmo que se utilizará para realizar el análisis de agrupamiento. Esto significa que se debe determinar una metodología de cálculo de la distancia entre grupos, propiamente dicha. Siguiendo a Spath (1980), las más comunes son:

Agrupar por vecinos cercanos (enlace simple): La distancia entre dos grupos se determina por la distancia entre los dos vectores (o unidades de análisis) más cercanos pertenecientes a grupos distintos. Esto produce grupos que pueden quedar encadenados por elementos vecinos.

Agrupar por los vecinos más lejanos (enlace completo): En este caso, la distancia entre dos grupos se define como la mayor distancia entre dos vectores pertenecientes a grupos distintos. Este método es bueno cuando las unidades de análisis forman grupos claramente definidos.

Promediar todas las distancias (enlace promedio): La distancia entre grupos se define como el promedio de las distancias entre todos los pares de elementos de uno y otro grupo. Este método funciona bien cuando los grupos están suficientemente separados como para distinguirse. Una variante de este método consiste en calcular el centroide o baricentro de cada grupo, i.e. es la intersección de todos los hiperplanos que dividen al grupo en dos partes de igual volumen con respecto al hiperplano. Informalmente es el promedio de todos los puntos de grupo. Calculado el centroide, la distancia entre grupos, es simplemente la distancia entre sus respectivos centroides.

Promediar pesadamente todas las distancias (enlace promedio ponderado): Es una metodología idéntica a la anterior, con la salvedad de que el tamaño de los grupos, es decir, el número de elementos que estos contienen, es usado como peso en el cálculo de las distancias. Puede ser útil cuando el tamaño de los grupos difiere mucho.

Método de Ward (1963): La pertenencia a un grupo se determina calculando la varianza de los elementos, es decir, la suma de los cuadrados respecto de la media del grupo. El elemento pertenecerá al grupo si da lugar a un incremento mínimo de esta varianza.

Uno de los principales inconvenientes de la metodología es identificar el número óptimo de grupos a considerar. Si son demasiado pocos tal vez se esté sub-especificando la situación y viceversa. En definitiva, la alternativa óptima es parte de la decisión del analista que deberá hacer a partir, por ejemplo, de estudiar la distancia promedio de elementos en los grupos formados. En el caso del agrupamiento jerárquico, los saltos significativos de este valor conforme se avanza en los niveles jerárquicos, darían a entender que se han fusionado dos grupos que previamente podían ser significativamente disímiles.

En el caso de los métodos no jerárquicos se parte de una agrupación de k conglomerados no solapados elegidos al azar, con k especificado *a priori*, definidos como resultado de la optimización de una función objetivo. Luego se calcula el centroide de cada uno (o también puede ser la varianza, según el caso) y se relocalizan los elementos más cercanos a estos y así iterativamente hasta que no se produzcan cambios en los grupos (Hartigan, 1975). La función objetivo suele consistir en (i) minimizar la distancia al centroide (o la varianza del grupo, según el caso) y, a su vez, (ii) maximizar la distancia al centroide (o varianza) de los elementos fuera del grupo.

Para finalizar esta sección vale comentar que la principal desventaja de los métodos de agrupamiento es que, sin importar la naturaleza de la información con que se alimentan, siempre terminarán realizando algún tipo de clasificación, independientemente de su relevancia interpretativa. Otro inconveniente importante es que existen numerosas opciones metodológicas lo cual puede llevar al analista a la confusión acerca de cuál aproximación utilizar. Así mismo, cuando el número de variables es muy grande y se supone que algunas de ellas pueden no contribuir a identificar la estructura de los conglomerados, es posible recurrir a metodologías híbridas que combinen en análisis de agrupamientos y el análisis factorial o el ACP y cuyo objetivo es, por un lado, reducir la dimensionalidad del sistema y por el otro lograr llegar a un agrupamiento lo más fiel posible a los objetivos que se persiguen.

RECUADRO 3
DEFINICIONES DE DISTANCIAS

Distancia euclídea:

$$d(x,y) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{p}(x_i - y_i)^2}{p}} \quad (1)$$

Donde *p* representa un factor de escala (unidad de medida). Obsérvese que su valor depende de la escala o unidad de medida de las variables.

Distancia euclídea al cuadrado:

$$d(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^{p}(x_i - y_i)^2}{p} \equiv \frac{1}{p}(x-y)^\top \cdot (x-y) \quad (2)$$

Al no calcularse la raíz cuadrada, las variables más distanciadas pesarán más que las que están más estrechas entre sí.

Distancia euclídea al cuadrado normalizada:

$$d(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^{p}(\frac{x_i - y_i}{\sigma_i})^2}{p} \quad (3)$$

Esta medida le resta peso a los datos más dispersos.

"Distancia" generalizada de Mahalanobis:

$$d(x,y) = (x-y)^\top \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x-y) \quad (4)$$

Donde Σ es la matriz de covarianza. Nótese que esta distancia tiene en cuenta la correlación entre las variables, de manera tal que es máxima cuando la correlación es nula. Sin embargo, no satisface la desigualdad triangular.

Distancia Manhattan (o city-block o de Hamming):

$$d(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^{p}|x_i - y_i|}{p} \quad (5)$$

Con esta medida la influencia de los datos atípicos se atenúa.

Distancia de Chebishev:

$$d(x,y) = \max |x_i - y_i| \quad (6)$$

Esta medida es útil cuando se desea definir elementos como "diferentes" si hay una diferencia apreciable en cualquiera de las dimensiones de los mismos.

Distancia "potenciada":

$$d(x,y) = [\frac{\sum_{i=1}^{p}(x_i - y_i)^s}{p}]^{1/r} \quad (7)$$

Esta medida es útil cuando se desea incrementar o atenuar el peso de una dimensión (o, mejor dicho, variable). El valor de **s**, calibra las diferencias de cada variables, mientras que **r**, permite controlar el peso de la distancia entre unidades de análisis diferentes.

Proporción de discrepancias:

$$d(x,y) = \frac{\#\text{ de veces que } x_i \neq y_i}{p} \quad (8)$$

Esta medida es ventajosa cuando se trabaja con información discreta o categorizada.

Fuente: Elaboración propia sobre la base de las definiciones de distancias existentes.

Por lo general los principales paquetes de software estadístico entre los que se destacan el **STATISTICA**, el **SAS**, el **SPSS** y los programas de aplicaciones matemáticas como el **MatLab**, por ejemplo, tienen disponibles módulos que facilitan la implementación de estas técnicas de análisis multivariado. En el caso de no disponerse de estos paquetes de información existen también herramientas de libre acceso que permiten realizar estos cálculos.

VII. Imputación de datos perdidos

La ausencia de datos en algunas unidades de análisis en algunos o todos los periodos bajo estudio será una situación habitual cuando se realice el ejercicio de construcción de un indicador compuesto, especialmente cuando se considere el conjunto de todos los países del mundo. Es muy frecuente que la información que alimenta el indicador no esté disponible para todos ellos. Esto es particularmente evidente en el caso de las estadísticas de medio ambiente que al día de hoy aún no se han armonizado a escala global. La pérdida de información puede ser ocasional, cuando el valor del dato perdido no depende de la variable en cuestión o sistemática (no aleatoria), cuando sí depende; por ejemplo, los perceptores de altos ingresos tienden a no declararlo en las encuestas de ingresos y gastos que se les hagan. Cuando se trate de una pérdida sistemática de datos debería modelarse la situación en forma particular. En el reciente artículo de Medina y Galván (2007), publicado por la CEPAL, se analizan los fundamentos teóricos de un conjunto amplio de métodos de imputación. A continuación y a modo introductorio, sólo se expondrán los lineamientos generales del tema.

Se suelen considerar 3 posibles aproximaciones para lidiar con datos perdidos (Little & Rubin, 2002):

Eliminar la información: en este caso se omite el registro de todo el análisis, con el consiguiente perjuicio de que podría haber diferencias sistemáticas entre usar o no la muestra completa, producir sesgos e incrementos en la dispersión. Cabe destacar que si la unidad de análisis es el país, eliminar el registro significaría eliminar el país, lo que podría llegar a ser inaceptable.

Alternativamente se puede eliminar la variable del análisis. En este caso como regla empírica, se puede considerar que si una variable posee menos del 5% de datos perdidos respecto a todo el conjunto, no conviene eliminarla.

Hacer una imputación simple de los datos, por ejemplo, a través del uso de promedios, medianas, modas, o mediante regresiones con la información disponible.

Imputación múltiple: en este caso se recurre a técnicas más sofisticadas como los algoritmos de Monte Carlo via el uso de cadenas de Markov.

La principal ventaja de asignar datos perdidos es que con ello se reducen los sesgos y se realiza el análisis sobre la base de una cierta completitud en el conjunto de información. No obstante, la incerteza que deviene de imputar datos debe quedar reflejada en la varianza de las estimaciones. La asignación simple de datos perdidos puede dar lugar la subestimación de la varianza.

Imputación simple de datos perdidos

Siguiendo a Little y Rubin (2002), la asignación debe realizarse a partir de una distribución de probabilidades estimada a partir de la información disponible. Se puede recurrir a dos aproximaciones, la modelización implícita y la explícita.

Modelización implícita

En la modelización implícita, el foco está puesto en mecanismos de asignación basados en supuestos implícitos. Su desventaja radica en que una vez asignados los datos se tenderá a considerar al conjunto de datos como completo, olvidándose que se realizó una asignación. Esta variante supone:

Llenar los “vacíos” de información a partir de unidades que se comporten de manera similar. Por ejemplo, en una encuesta agregar la información que respondieron ciertos encuestados a aquellos, de similares características, que no las respondieron.

Sustituir la información ausente con registros existentes.

Reemplazar los datos perdidos con valores tomados de otras fuentes externas.

Modelización explícita

La modelización explícita se realiza considerando un modelo estadístico que parte de supuestos concretos y explícitos. La imputación se puede realizar por el uso de:

Media (mediana o la moda)

Se trata de emplear la media (o la mediana o moda) no condicional del resto de la muestra. La principal consecuencia de “llenar los vacíos” con la media es que los datos imputados serán estimadores sesgados por la media poblacional y la varianza resultante del indicador compuesto estará subestimada ya que no considerará la incertidumbre inherente a los datos perdidos.

Otros métodos de modelación explícita

Alternativas como el uso de regresiones lineales (recuadro 4) o métodos más complejos como el Algoritmo de Expectación-Maximización (recuadro 5) pueden ser utilizados para imputar valores perdidos.

RECUADRO 4
REGRESIONES LINEALES

Sea la variable x_h, observada en **r** unidades de análisis, pero con datos perdidos en ***M – r*** de ellas, se puede realizar una regresión x_h para todos ellos, conocidos los datos para las $x_1, \cdots, x_{h-1}$ de todas las unidades de análisis, de manera tal que la imputación se hace a partir de la predicción:

$$\hat{x}_{ih} = \hat{\beta}_o + \sum_{j=1}^{h-1} \hat{\beta}_j x_{ij} \quad \text{con } 1 \leq i \leq M - r \tag{1}$$

Una variación de esta aproximación es agregar un elemento estocástico a la estimación:

$$\hat{x}_{ih} = \hat{\beta}_o + \sum_{j=1}^{h-1} \hat{\beta}_j x_{ij} + \epsilon_i \quad \text{con } 1 \leq i \leq M - r \text{ y } \epsilon \sim N(0, \sigma^2) \tag{2}$$

con σ^2 la varianza residual de la regr$x_h$ión de $x_1, \cdots, x_{h-1}$

de los ***r*** casos completos.

Fuente: Nardo et al (2005b).

RECUADRO 5
ALGORITMO DE EXPECTACIÓN-MAXIMIZACIÓN (EM)

Sea **X** el conjunto de datos. Se supone que los datos se generan por un modelo descrito por la función de distribución $f(X/\theta)$, donde $\theta \in \Omega_\theta$ el vector de parámetros (que desconocemos) del espacio de parámetros. Esta función captura la relación entre el conjunto de datos y los parámetros del modelo de datos. Como se desconocen los parámetros pero se conocen los datos tiene sentido estimar la probabilidad de observar cierto conjunto de parámetros dados los datos, es decir la función de verosimilitud.

El algoritmo EM alterna pasos de expectación, donde se computa la expectación de la verosimilitud mediante la inclusión de variables latentes como si fueran observables, y un paso de maximización, donde se computan estimadores de máxima verosimilitud de los parámetros mediante la maximización de la verosimilitud esperada del paso anterior. Los parámetros que se encuentran en el paso de maximización se usan para comenzar el paso de expectación, y así el proceso se repite recursivamente.

Dado **X**, sea la función de verosimilitud $L(\theta/X)$ proporcional a $f(X/\theta)$:

$$L(\theta/X) = k(X)f(X/\theta) \quad \text{con } k(X) > 0 \tag{1}$$

Para **M** observaciones $(x_1, \cdots, x_M)$ consideradas independientes e idénticamente distribuidas conforme una distribución normal $N(\mu, \sigma^2)$ se tiene que la función de densidad conjunta es:

$$f(X/\mu, \sigma^2) = (\frac{1}{2\pi\sigma^2})^{-M/2} exp(-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{M}\frac{(x_i-\mu)}{\sigma^2}) \tag{2}$$

Entonces, el logaritmo de la función de verosimilitud será:

$$l(\mu, \sigma^2/X) = \log[L(\mu, \sigma^2/X)] = \log[K(X)] - \frac{M}{2}\log(\sigma^2) - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{M}\frac{(x_i-\mu)}{\sigma^2} \tag{3}$$

La condición de primer orden para la maximización de esta función es:

$$\frac{\partial \log L(\theta/X_{obs})}{\partial\theta} = 0 \tag{4}$$

es decir:

$$\frac{\partial \log L(\mu, \sigma^2/X_{obs})}{\partial\mu} = 0 \quad , \quad \frac{\partial \log L(\mu, \sigma^2/X_{obs})}{\partial\sigma^2} = 0 \tag{5}$$

con esto se buscan aquellos valores de $\theta \in \Omega_\theta$ que más se acomodan a la muestra de datos **X**. Dado que los datos perdidos forman parte de **X**, el algoritmo debe estimar tanto μ y σ^2 como los valores perdidos. Para llegar a esta solución, se suele proceder iterativamente, como se comentó previamente. En el paso de maximización, se estiman los parámetros como si no hubiera datos perdidos (estos son reemplazados por estimaciones), en el paso de expectación, se estiman los datos perdidos a partir de los conocidos y los parámetros previamente estimados. Luego se establece un ciclo replicando estos pasos hasta alcanzar un cierto criterio de convergencia pre-establecido, como por ejemplo, la ausencia de cambios significativos de los valores. El resultado final sería la obtención de un máximo local de la función de verosimilitud.

Fuente: Nardo et al (2005b).

Imputación múltiple de datos perdidos

Consiste en asignar los datos perdidos numerosas veces de manera de disponer de varios conjuntos completos de resultados para cada uno de los cuales se estiman los parámetros de interés junto con sus respectivas medias y desviaciones estándar. Cualquier metodología de asignación puede utilizarse. Una

de las principales técnicas utilizadas es la de Monte Carlo via Cadenas de Markov[4]. Brevemente, esta metodología consiste en partir de valores sin haber rellenado los datos perdidos, computar el respectivo vector con los promedios y la matriz de covarianza asociada. A partir de aquí se estima una distribución a priori, con la que se tomarán valores al azar para imputarlos a los perdidos, se recomputan las medias y la matriz de covarianza en un ciclo que finaliza cuando se alcanza cierta estacionaridad y ambos dejan de cambiar. Para más detalles se recomienda consultar Nardo et al (2005 a y b).

Así, esta metodología, asigna numerosos valores a cada dato perdido a partir de una distribución de datos estimada con el fin de representar la incertidumbre inherente a la información que no está disponible. Conformados los numerosos conjuntos de datos, se los analiza estadísticamente con el fin de obtener estimadores de los valores que serán utilizados en la imputación. Usualmente se recurre al promedio, la desviación estándar y el *p*-value.

A manera de cierre de esta sección se plantea el comentario de que, en cualquier caso, se debe tener presente que el uso de estas herramientas de imputación no puede sustituir totalmente la información perdida, por lo que el primer criterio para el tratamiento de datos perdidos debe ser el tratar de recuperar desde las fuentes originales la información. Además debe tenerse presente que el abuso de los métodos de imputación de valores perdidos (en la medida en que sustituyan un porcentaje importante de la información) puede conducir a análisis que no reflejen con precisión lo que ocurre en realidad.

---

4 Una cadena de Markov es una serie de eventos en la cual la probabilidad de que ocurra un evento depende del evento inmediato anterior. En tal sentido, la distribución de probabilidades de un elemento depende del valor del elemento anterior a él.

VIII. Normalización de los datos

Seguramente, en el caso de la construcción de un indicador compuesto de desarrollo sostenible, muchas de las variables que se seleccionen, estarán expresadas nominalmente en unidades económicas o físicas (Dólares PPP, $, m, km, km2, ha, yardas, pulgadas, cm, Tn, kg, por ejemplo), en fracciones de una determinada unidad (cantidades per cápita, por hectárea, por km2, en kg/m3, etc.), en forma de tasas de variación o como porcentajes de variación, unidades con relación a un año base, etc. Por eso, antes de proceder a agregar las variables seleccionadas en un solo indicador compuesto para cada unidad de análisis, será necesario normalizarlas para evitar la congregación de variables de unidades de medida distintas y la aparición de fenómenos dependientes de la escala.

Se pueden identificar dos formas de enfrentar el proceso de normalización de la información. Una de ellas concierne a las unidades de medida, las escalas y las magnitudes de las variables *per se*. La otra se refiere a la representación de estas en términos comparativos, según los valores que adquieran las unidades de análisis.

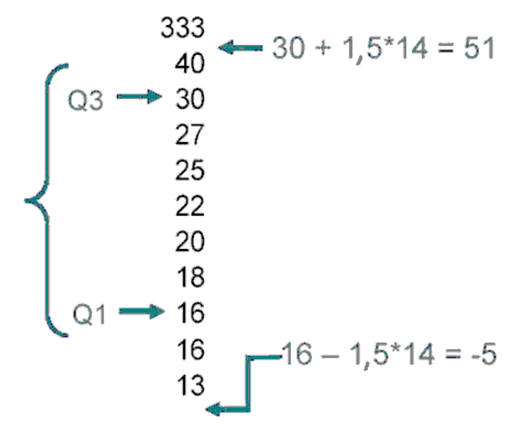
Identificación de valores atípicos

Antes de analizar los distintos métodos de normalización, conviene hacer un comentario sobre los llamados datos atípicos (o “outliers”). Se trata de registros extraños cuyo valor es mucho mayor o menor de lo esperado y por ello, se escapan de la distribución del proceso que da lugar a los datos, con lo cual no tienen las características del resto de ellos. Se los detecta por tener residuos muy grandes en relación a la distribución asociada a tales residuos.

La presencia de datos atípicos puede producir sesgos indeseables; por eso a veces es recomendable removerlos o truncar su valor a un valor extremo como etapa previa al proceso de normalización. Nótese que esto debe hacerse con bastante precaución, ya que los datos atípicos podrían representar información importante del sistema bajo análisis.

Una forma de identificarlos es calculando la ubicación de los cuartiles; a partir de allí estimar el rango intercuartílico definido como la distancia que hay entre el primer y tercer cuartil. Luego, como regla empírica, considerar como dato atípico aquellos valores que sean inferiores al primer cuartil menos 1.5 veces el rango intercuartílico o superiores al tercer cuartil más 1.5 veces el mismo rango (véase el ejemplo del gráfico 3).

GRÁFICO 3
EJEMPLO DE RANGO INTERCUARLÍCO



Fuente: Elaboración propia.
Nota: En esta lista de valores se definen los cuartiles. El rango intercuartílico es 14, por lo cual valores mayores a 51 o menores a –5 son considerados como datos atípicos.

Transformaciones de escala y corrección de asimetrías

Antes de normalizar los datos de una variable sobre la base de la mutua comparación entre unidades de análisis, es necesario atender a las escalas y unidades de medida con que están expresados ya que la escala de medición puede afectar la normalización e incluso podría ocurrir que las unidades de análisis midan y expresen una misma variable con unidades diferentes como podría ocurrir, por ejemplo, con la temperatura media anual que puede estar medida tanto en grados Celsius como en grados Fahrenheit. Por ello, puede ser necesario estandarizar el valor de alguna variable siguiendo el patrón de unidades adoptado por una unidad de análisis considerada como "de referencia". De esta manera se busca la estandarización métrica del conjunto de información. Es importante destacar que las transformaciones que se realicen pueden alterar la función de probabilidad de los datos, con los consiguientes impactos en los tests de hipótesis que se pudieran realizar.

Sea x la muestra inicial de datos e y la muestra transformada. Es posible. cambiar la unidad de medida, lo que supone realizar una transformación sobre estas variables, que puede ser lineal del tipo:

$$x \longrightarrow y = \alpha x + \beta \text{ con } \alpha > 0$$

Nótese que esta transformación puede cambiar la media y desviación estándar de la distribución, sin embargo no cambiará de forma.

Por otro lado, muchas veces se debe recurrir a otro tipo de transformaciones, como por ejemplo reemplazar los valores de los datos por su logaritmo:

$$x \longrightarrow y = \log(x + \alpha) \text{ con } x + \alpha > 0 \quad \forall x \in X$$

Ello tiene como finalidad registrar el orden de magnitud y no el valor nominal de la variable. Esta transformación modifica, por su propia naturaleza, la forma de la distribución. Por ejemplo, reduce el índice de simetría ("*skewness*") cuando su valor original es positivo.

Otras veces los datos de una variable están distribuidos de manera tal que muestran una clara asimetría, dificultando el estudio ya que los métodos estadísticos tradicionales suelen emplear promedios y desviaciones estándar. Por ello, la media de una distribución asimétrica no es un buen indicador a emplearse en estos casos. Además, al corregir la asimetría de una distribución muestral, valores originales aparentemente atípicos se encontrarán más cercanos al grueso de los datos, facilitando la identificación de los verdaderos datos atípicos extremos.

Por eso, con el fin de corregir la asimetría de las distribuciones muestrales originales, se puede trabajar con transformaciones potenciales simples, esto es, reemplazar por las raíces η-ésimas:

$$x \longrightarrow y = x^{\eta}$$

Por el carácter monótono de la función, estas transformaciones preservan el orden de los valores, sin embargo, modifican la distancia entre ellos. Con potencias $\eta < 1$, o con el logaritmo, se comprime la escala en la parte superior de la distribución con relación a los valores menores, lo que tiende a reducir la asimetría cuando el índice es negativo. Cuando $\eta > 1$ (por ejemplo el cuadrado) se tiene el efecto contrario, es decir que si la distribución muestral original tiene un valor del índice de asimetría positivo considerable, la aplicación de esta última transformación lo reducirá.

Finalmente, existe una familia de transformaciones de variables muy utilizada para resolver los problemas de falta de normalidad y de heterocedasticidad denominadas como las transformaciones de Box-Cox (1964), muy similares a las que se han comentado (ver el recuadro 6).

RECUADRO 6
TRANSFORMACIONES DE BOX-COX

Considerando que $x > 0 \ \forall \ x \in X$, la transformación en forma genérica es:

$$x \longrightarrow y = T(x) \begin{cases} \frac{x^{\lambda}-1}{\lambda} \text{ si } \lambda \neq 0 \\ \log(x) \text{ si } \lambda = 0 \end{cases} \quad (1)$$

Para estimar el valor de λ con el objetivo de obtener un conjunto de valores distribuidos de la manera más parecida a la normalidad, se calcula la máxima verosimilitud. En primer lugar se calcula:

$$U(x) = \begin{cases} \frac{x^{\lambda}-1}{\lambda \hat{x}^{(\lambda-1)}} \text{ si } \lambda \neq 0 \\ \hat{x} \log(x) \text{ si } \lambda = 0 \end{cases} \qquad \text{con } \hat{x} = \prod_{i=1}^{p} x_i^{1/p} \quad (2)$$

Luego se estima el valor de λ que maximiza la función de verosimilitud:

$$L(\lambda) = -\frac{p}{2} \log \left[\sum_{i=1}^{p} (U_{\lambda}(x_i) - \bar{U}_{\lambda})^2 \right] \quad (3)$$

Si bien esto no garantiza que efectivamente la variable transformada provenga de una distribución normal, se aproxima a ella. En ocasiones puede haber variables para las que ninguna transformación es satisfactoria. Numerosas son las transformaciones propuestas por otros investigadores, como una versión exponencial similar a la familia de Box-Cox, propuesta por Manly (1976):

$$x \longrightarrow y = \begin{cases} \frac{e^{\lambda x}-1}{\lambda} \text{ si } \lambda \neq 0 \\ x \text{ si } \lambda = 0 \end{cases} \quad (4)$$

que admite valores negativos y, según se comenta, es útil para distribuciones asimétricas. Otro caso es el de la “transformación módulo” propuesta por John y Draper (1980) para distribuciones simétricas:

$$x \longrightarrow y = \begin{cases} \mathbf{sgn}(x)\frac{(|x|+1)^{\lambda}-1}{\lambda} \text{ si } \lambda \neq 0 \\ \mathbf{sgn}(x) \log(|x|+1) \text{ si } \lambda = 0 \end{cases} \quad \text{con } \mathbf{sgn}(x) = \begin{cases} 1 \text{ si } x \geq 0 \\ -1 \text{ si } x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

entre otras posibles transformaciones.

Fuente: Box & Cox (1964), Manly (1976), John y Draper (1980).

Métodos de normalización

A continuación se detallan las principales técnicas para normalizar los datos de manera tal de facilitar la mejor comparación posible entre unidades de análisis. La elección de una u otra

metodología, dependerá de las características de cada indicador y formará parte del juicio experto del analista. Nota: en esta sección el supraíndice *i*, rotula la unidad de análisis *i*.

Empleo de tasas o porcentajes de variación

Cuando se posee información de una variable en varios períodos del tiempo, se puede trabajar con las tasas de variación (o su porcentaje de variación), i.e.:

$$y_t^i = \frac{x_t^i - x_{t-1}^i}{x_t^i} \times 100$$

Se obtiene pues, un estimador de evolución que no tiene dimensiones.

Ordenamiento de indicadores entre unidades de análisis

El método más simple de normalizar variables y hacerlas comparables entre sí, consiste en establecer un ordenamiento o "ranking" de sus valores:

$$y_t^i = \text{Ranking}(x_t^i \in X)$$

De esta manera, los datos se independizan de la magnitud de los posibles datos atípicos que pudieran estar presentes. Cuando se dispone de información en varios instantes del tiempo el ordenamiento se hace en cada período por separado. Ello permitiría seguir el desempeño comparado o relativo de cada unidad de análisis en el tiempo, pero no de su situación *per se*.

Estandarización (*z-score*)

Dado que para cada variable se puede calcular la media y desviación estándar medidas sobre la población de unidades de análisis, es posible estandarizar la variable calculando el valor estadarizado también llamado valor z (ó z-score) como:

$$y_t^i = \frac{x_t^i - \bar{x}_t}{\sigma_t^x}$$

Para cada unidad de análisis *i*, el valor obtenido representa la distancia entre el valor de la variable y la media poblacional, expresada en unidades de desviación estándar. Es importante destacar, que el cálculo de este indicador requiere estimar la media y desviación estándar poblacional y no, la muestral, lo que supondría la realización de algunas pruebas para analizar la compatibilidad entre los valores muestrales y el modelo poblacional asumido.

Lo interesante de esta representación es que los valores de cada unidad de análisis quedan estandarizados respecto de una misma distribución. Así mismo, dado que la media que deviene de la transformación es cero se evita, cuando se agregan todas las variables, la presencia de distorsiones debidas a las diferencias entre las medias de los indicadores.

Cuando se trabaja con variables registradas a lo largo del tiempo, se suele estimar la media y desviación estándar en referencia a un año base que usualmente será el primer año en que se dispone de la información.

Re-escalamiento

En este caso se considera el rango de los valores que la variable adquiere. Consiste en transformar los niveles de las variables para llevarlos al intervalo [0,1], empleando la distancia entre los valores máximos y mínimos que la variable adquiere considerando todos los datos de la variable conjuntamente, esto es, calcular:

$$y_t^i = \frac{x_t^i - \min_{\forall p}(x_t^i)}{\max_{\forall p}(x_t^i) - \min_{\forall p}(x_t^i)} \in [0,1]$$

La unidad de análisis de mayor desempeño tendrá un valor 1 y el de menor, 0. Como el re-escalamiento opera sobre los valores extremos de la variable, es importante verificar que no se esté en presencia de registros atípicos ya que la comparabilidad realizada sobre la base de este tipo de valores, distorsionaría considerablemente el análisis y concentraría los valores típicos en un estrecho rango de valores dentro del intervalo [0,1]. Asimismo, si los valores registrados de una variable yacen dentro de un sub-intervalo estrecho, la aplicación de la transformación abriría el rango de los registros transformados, lo que no ocurriría con la transformación anterior.

RECUADRO 7
ALTERNATIVAS DE REESCALAMIENTO

Cuando se trabaja con registros realizados en varios instantes del tiempo, se suele considerar un año base:

$$y_t^i = \frac{x_t^i - \min_{\forall p}(x_{t_o}^i)}{\max_{\forall p}(x_{t_o}^i) - \min_{\forall p}(x_{t_o}^i)} \quad (1)$$

Sin embargo, bien podría suceder que:

$$\exists\ t / x_t^i > \max_{\forall p}(x_{t_o}^i) \ \Rightarrow\ y_t^i > 1 \quad (2)$$

Por lo que, como mejor opción, podría calcularse:

$$y_t^i = \frac{x_t^i - \min_{\forall t}\min_{\forall p}(x_t^i)}{\max_{\forall t}\max_{\forall p}(x_t^i) - \min_{\forall t}\min_{\forall p}(x_t^i)} \in [0,1] \quad (3)$$

El problema de esta transformación es que no es estable ya que la llegada de nueva información que modifique los mínimos o máximos, obliga a alterar todos los valores de la serie.

Fuente: Elaboración propia.

Distancia a una unidad de análisis de referencia

En este caso se calcula la fracción:

$$y_t^i = \frac{x_t^i}{x_{t_o}^R}$$

donde *R* es una unidad de análisis considerada como de referencia ya que es en relación a ella que los resultados quedan referidos y t_o el período inicial. En algunos casos no se fija el valor del tiempo y la referencia respecto de la cual se calculan los valores puede ir variando con la llegada de nueva información. Por otro lado, es posible reemplazar la unidad de análisis de referencia por un valor objetivo a ser alcanzado, una unidad "promedio" o, a veces, se considera la propia unidad de análisis como referencia a partir del valor en el instante inicial t_o.

Otro tipo de medición de distancia que puede emplearse es:

$$y_t^i = \frac{x_t^i - x_{t_o}^R}{x_{t_o}^R} \equiv \frac{x_t^i}{x_{t_o}^R} - 1$$

cuya única diferencia es centrar los valores resultantes alrededor del cero.

Categorización de escalas

En este caso, a cada indicador se le asigna un rango de categorías, por ejemplo: una, dos, tres, cuatro o cinco estrellas, o se establece un semáforo con categorías: verde, amarillo, rojo. También se puede establecer una escala de logros cualitativa, por ejemplo: objetivo alcanzado: totalmente, parcialmente o no alcanzado. A cada categoría se le asigna un rango de valores dentro del cual esta es válida. Por lo general, estos rangos se basan medidas de localización como los percentiles, los deciles o los cuartiles.

Está técnica puede ser útil para representar información cualitativa en rangos relativamente cuantificables. No obstante, el principal inconveniente de este método es que tiende a producir la pérdida sustancial de información cuantitativa que podría ser relevante, por ejemplo, acerca de la dispersión de las magnitudes.

Categorización de valores por encima o debajo del promedio

De manera similar al método anterior, en este caso se establece un umbral de tolerancia $\psi \in (0,1)$, a partir del cual se determinan los casos en que las unidades de análisis registran valores de una variable por encima, debajo o alrededor del valor del umbral:

Si $\frac{x_t^i}{\bar{x}_{to}} < (1-\psi) \Rightarrow y_t^i = -1$

Si $(1-\psi) \leq \frac{x_t^i}{\bar{x}_{to}} \leq (1+\psi) \Rightarrow y_t^i = 0$

Si $\frac{x_t^i}{\bar{x}_{to}} > (1+\psi) \Rightarrow y_t^i = 1$

Entre las principales desventajas de esta metodología se puede comentar que la elección del umbral ψ pareciera arbitraria, ya que está sujeta a la experiencia que el analista tiene acerca de la información con que trabaja. Así mismo, al establecerse rangos categorizados, se pierde la información nominal de la variable procesada.

IX. Ponderación de la información normalizada

Finalmente se llega a la etapa crucial del proceso, la cual consiste en componer los múltiples indicadores y variables seleccionados en el indicador compuesto propiamente dicho. Ello supone la necesidad de agregar la información de manera uniforme o, según se considere, estableciendo diferentes factores de peso que den cuenta de la importancia relativa de cada indicador en el agregado. La manera en que se pese la información disponible definirá en forma determinante el valor final de indicador; por ello la metodología de agregación debe ser claramente explicitada y de fácil y transparente reproducción.

Existen distintas pautas de agregación que consideran diversas técnicas, cada una de las cuales supone asumir ciertos supuestos de partida específicos. Sin pretender ser exhaustivos, a continuación se revisan los principales procedimientos que se pueden seguir para agregar la información ya depurada y normalizada. Sin embargo, no se debe perder de vista que independientemente de la metodología adoptada, ponderar un conjunto de variables para agregarlas en un único indicador, termina siendo en esencia un juicio de valores que debería explicitar el objetivo que subyace al diseño del indicador. Ello se debe a que no existe metodología objetiva para establecer los pesos de las variables. Por esta razón, además de trabajar a partir de un marco conceptual consistente suele recurrirse también, a la opinión experta y a la búsqueda de consensos con grupos de interés que sinteticen las prioridades políticas y los puntos de vista.

Otro argumento para considerar la agregación con ponderaciones diferenciadas se refiere a la calidad de la información estadística. Es razonable asignarle una mayor “visibilidad” a aquellas variables cuya calidad sea más confiable. Por ejemplo, cuando la cantidad de datos perdidos sea mínima o la medición de los datos se realice a partir de criterios internacionalmente estandarizados y armonizados con de líneas de base similares.

En muchos casos, se suelen aplicar ponderadores equi-proporcionales, especialmente cuando no hay fundamentos sólidos que indiquen la necesidad de ponderar discrecionalmente las distintas variables consideradas. Sin embargo, debe tenerse en cuenta que esto no significa no pesar las variables ya que el uso de factores de peso idénticos es de por sí un juicio de valor que asigna la misma prioridad a todas ellas. Por eso, a veces es razonable promediar de manera simple un conjunto de sub-indicadores reflejando el mismo nivel de prioridad a cada uno, pero construir cada sub-indicador con variables agregadas con factores de peso diferentes.

Finalmente, es importante destacar que al momento de determinar los ponderadores de las variables se debe tener claro conocimiento acerca de las posibles correlaciones entre estas con el fin de evitar la doble contabilidad que pudiera darse cuando dos o más indicadores, aunque parcialmente, midan el mismo fenómeno. Por ese motivo, en la sección de análisis exploratorio se han introducido

algunas de las metodologías más utilizadas al respecto. Si dos variables colineales son incluidas en el indicador compuesto se estaría duplicando el peso en la dimensión que ambas representan. Es por ello que deben realizarse pruebas estadísticas que evalúen la correlación entre variables, como por ejemplo, el cálculo de coeficiente de Pearson y seleccionar un conjunto de variables que tengan la menor correlación entre sí posible o atenuar el peso de aquellas variables que pudieran estar correlacionadas. Ya nos hemos referido a esto en la sección VI en que exploramos las opciones de análisis estadístico multivariado. A continuación se detallan las principales técnicas de ponderación.

Metodologías usualmente adoptadas

Establecimiento de pesos equiproporcionales

La primera posibilidad que se le plantea al analista es pesar las variables de manera equipropocional. Tal es el caso, por ejemplo del Índice de Desarrollo Humano. Este criterio facilita el cálculo y funciona bien cuando todas las dimensiones del tema bajo análisis son igualmente prioritarias y están equilibradas, es decir que, son representadas con una cantidad similar de sub-indicadores.

Métodos participativos de ponderación

Paralelamente a las técnicas de ponderación basadas en criterios estadísticos y/o matemáticos, existe la posibilidad de establecer el peso relativo de cada variable en el indicador sintético a partir de metodologías de índole participativa en las que se consulta la opinión de expertos que contribuyen con su conocimiento, priorizando algunas variables por sobre otras. Estas metodologías eluden la acusación de manipulación que suelen imputárseles a las técnicas sofisticadas, a la vez que le otorgan legitimidad.

Una de las técnicas usualmente utilizada se asemeja a establecer una asignación presupuestaria. A cada experto se le asigna un determinado “presupuesto” a ser distribuido entre las variables que compondrán el indicador compuesto. La asignación que cada uno realice dará cuenta de la importancia relativa que cada uno le asigna a cada variable. Una vez realizado esto se puede compilar la información procesada por los expertos y calcular, luego, los factores de ponderación de cada variable respectivamente. Hecho esto, es posible comunicar a los expertos los resultados obtenidos para iterar el proceso hasta converger a una solución de compromiso más o menos acordada por todos ellos.

En la medida en que el conjunto de expertos seleccionado refleje la diversidad de ramas del conocimiento, las posibles áreas de experiencia y los distintos intereses en juego, el indicador compuesto contará con mayor consenso al momento de su comunicación, y por lo tanto, se transformará en una herramienta válida y eficaz para influenciar la aplicación de políticas en pro del mejoramiento del contexto al que se refiere el indicador.

La principal desventaja que puede surgir es que los expertos prioricen las variables más sobre la base de las urgencias políticas que a partir de la importancia relativa de cada una. No obstante, si así se le considerase, sería posible fijar las ponderaciones escrutando a la opinión pública. Ello se puede formalizar a través de la realización de una encuesta *ad hoc*, en las que queden reflejadas las preocupaciones de la población. Este tipo de procedimiento facilita que los grupos de interés (*stakeholders*) vinculados al tema puedan expresar sus preocupaciones y preferencias, contribuyendo a crear el necesario consenso al momento de la toma de decisiones sobre acciones concretas de política basadas en el uso del indicador. Con todo, ello también puede ser una fuente de inconsistencias que le hagan perder coherencia interna al indicador.

Ponderación a través del cálculo de la distancia a objetivos planteados

Otra forma seleccionar los factores de peso consiste en computar las necesidades de intervenciones de política y la urgencia por resolver los problemas a través del cálculo de la distancia a objetivos a ser alcanzados. Para cada variable a considerarse, cuanto más lejos del objetivo se esté, mayor será la prioridad para alcanzarlo. Es posible considerar como factor de ponderación al cociente entre el valor de

la variable y el objetivo que se le plantea alcanzar para ella. En tal sentido, las metas de las políticas que se aplican, los niveles de sostenibilidad considerados como plausibles, el desempeño comparado de las unidades de análisis con características similares, etc., pueden ser la base para definir los objetivos planteados. No obstante, en algunos casos puede no ser viable la definición del objetivo en relación con las variables consideradas. Así mismo, hay que tener en cuenta que muchas veces la comparabilidad entre unidades de análisis puede dificultarse. Por ejemplo, si consideramos variables como las carencias en la calidad de la vivienda, no es lo mismo un país que este ubicado cerca de los trópicos, que poseen una sola estación cálida durante todo el año, que países que tengan estaciones frías.

Ponderación mediante cálculos de regresión

Como se sabe, los modelos de regresión lineal pueden proporcionar valiosa información acerca del vínculo entre un conjunto numeroso de variables (consideradas como independientes) y una variable dependiente. Supongamos que las variables independientes del modelo lineal son las variables que hemos seleccionado para componer el indicador sintético y que la variable dependiente representa un objetivo global a ser alcanzado por cada unidad de análisis, por ejemplo, países.

$$\widehat{Y}_j = \widehat{\alpha} + \widehat{\beta}_1 y^{1j} + \cdots + \widehat{\beta}_p y^{pj} \ \forall \ 1 \leq j \leq N_{pais}$$

Entonces, sobre la base de esta representación los valores de los coeficientes estimados $\widehat{\beta}_i, \quad 1 \leq i \leq p$ pueden ser considerados, una vez debidamente normalizados, como factores de ponderación de las diversas variables con que se trabaja. Hay que tener en cuenta que detrás de todo esto subyace la suposición de que las variables tienen un comportamiento lineal en relación con objetivo planteado y que estás deberían ser independientes entre sí puesto que si hay multi colinealidad el análisis se torna deficiente. Es por ello que se justifica realizar un análisis multivariado exploratorio como el que se describió en la sección VI.

Con todo, y a pesar de estas limitaciones, el uso de modelos de regresión lineal puede ser útil para cuantificar el efecto relativo de cada objetivo de política, representado por cada variable, y los objetivos globales a ser alcanzados así como para validar un conjunto de factores de ponderación calculados a partir de otra técnica.

Análisis de componentes principales

Metodologías como el análisis de componentes principales (ACP) o el análisis de factores, que fueron ya descritas en la sección de análisis multivariado descriptivo (sección VI), también se pueden utilizar para la etapa de ponderación, en particular, pueden ser útiles cuando se está en presencia de colinealidad ya que sirven para componer variables de acuerdo a su posible mutua asociación y capturar conjuntamente la información común que poseen. Por eso pueden ser técnicas apropiadas para fijar la relación de estas en sub-indicadores asociados a las componentes o factores obtenidos. Se trata en estimar el menor número de componentes que den lugar a la mayor variabilidad total posible.

No obstante, se debe tener en cuenta que la asociación entre variables acontece en las dimensiones estadísticas de los datos y no en el plano interpretativo, y que los pesos que se obtienen (es decir los coeficientes de las combinaciones lineales) pueden ser negativos.

Si se ha optado por aplicar estas técnicas se debe partir con variables expresadas en similares unidades de medida. Se comienza estudiando la estructura de correlación de los datos. Si estos no están correlacionados entre sí, será poco lo que se puede hacer ya que el número de factores o componentes no se verá sustancialmente reducido. Identificados todas las componentes, se seleccionan las que dan lugar a la mayor variabilidad total de acuerdo a la siguiente regla empírica:

Que la componente tenga asociada un autovalor superior a la unidad,

Que individualmente contribuya al menos en un 10% a la varianza total,

Que las componentes ordenadas de mayor a menor influencia, lleguen a explicar acumuladamente, más del 70% de la varianza.

Luego se pueden expresar las componentes como las combinaciones lineales de las variables.

Entre las principales desventajas del ACP como método para ponderar variables se puede comentar que por un lado es muy sensible a la incorporación de información y la presencia de datos atípicos (que introducen variabilidades espurias en el conjunto de datos). Además, el método tiende a minimizar la contribución de variables que poseen una evolución distinta de los demás indicadores.

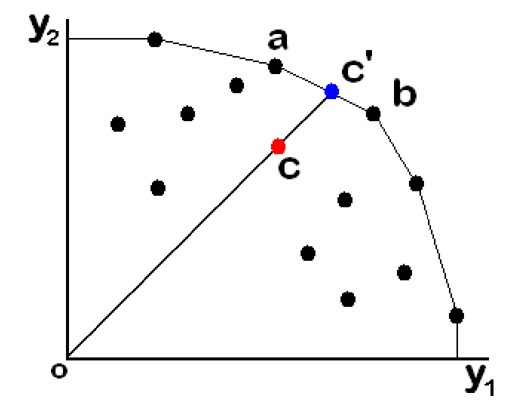
La asignación de factores de ponderación sobre la base del análisis de factores o de componentes principales se basa en la presencia de correlaciones que pueden no corresponder a las verdaderas relaciones que pudieran existir entre los fenómenos bajo análisis y las variables con que se trabajan, o simplemente que corresponden a relaciones distintas a las que se quiere estudiar. Debe considerarse que correlación no necesariamente implica redundancia. Así mismo, estos tipos de técnicas buscan encausar la homogeneidad más que representar la pluralidad de comportamientos y sólo pueden aplicarse cuando se está en presencia de correlaciones significativas.

Análisis envolvente de datos

El análisis envolvente de datos, mejor conocido como Data Envelopment Analysis o DEA, es una herramienta surgida del análisis económico que ha sido utilizada para estudiar el desempeño de unidades productivas, sectores y países a partir de mediciones de productividad y eficiencia. Consiste en una técnica de referenciación o "benchmark". El análisis envolvente de datos brinda una perspectiva sistémica e integrada para estudiar, en forma comparada, el desempeño de las unidades de comportamiento bajo análisis. El análisis envolvente de datos, permite identificar aquellas unidades de análisis que mejor desempeño tienen y a partir de allí establecer un indicador global a partir del cual se evalúan las demás unidades. Se trata de una metodología que se basa en analizar el comportamiento comparado de las unidades de análisis (véase Schuschny, 2007).

Sin pérdida de generalidad, considérese que las variables seleccionadas están normalizadas de tal manera que cuanto mayor sea su valor, mejor será el desempeño de la dimensión que la variable describe. La metodología es válida para cualquier número de variables, sin embargo, para expresar el concepto gráficamente, considérese que hay sólo dos indicadores, digamos y_1 e y_2. Dada la situación que se plantea, todas las unidades de análisis, en este caso los países, procurarán que los valores de ambas variables sean los más altos posibles. La figura 4 muestra un caso esquemático en que se grafican ambas variables para un conjunto de unidades de análisis. Obviamente cuanto más al "nordeste" queden ubicados los valores de una unidad de análisis, mejor será su desempeño. Al representar a todas las unidades (por ejemplo, países) en un solo gráfico es posible identificar la "frontera eficiente" empírica conformada por la *poligonal convexa* que queda definida por aquellas unidades que poseen el mejor desempeño.

GRÁFICO 4
EJEMPLO DIAGRAMÁTICO DEL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS



Fuente: Schuschny (2007).

Sea una unidad de análisis *c*, ubicada fuera de esa frontera. Conocida la frontera es posible considerar una unidad "virtual" de referencia *c'* con la que *c* puede compararse. Entonces, el método de análisis envolvente de datos no es más que una técnica, basada en el uso de la programación matemática que, dada una unidad de análisis (*c*), nos permite identificar aquellas otras que nos sirven para construir la unidad "virtual" de referencia, con la que compararemos la que está bajo análisis y que yace en la intersección con la línea que pasa por el origen y la ubicación del punto que definen los datos de la unidad de análisis *c*. A lo largo de esta línea radial y hacia el nordeste, tienen lugar los cambios equi-proporcionales de ambas variables y_1 e y_2 que tendrían que darse para que la unidad *c* mejore su desempeño. Nuevamente, debe considerarse que la unidad de análisis de referencia no es real sino que es un ideal con el cual comparar el desempeño de *c* y que se construye a partir de una combinación lineal convexa de los vectores de las variables y_1 e y_2 de las unidades *a* y *b*, como se observa en la figura.

De acuerdo a Farrell (1957), el cociente entre las distancia *oc* y la distancia *oc'*, que por cierto será siempre menor o igual que la unidad, da cuenta la eficiencia técnica de la unidad de análisis en términos de las variables con que se trabaja (véase Schuschny, 2007). Téngase en cuenta que estas distancias pueden medirse con independencia del número de variables considerado, aunque en este ejemplo se han esbozado sólo dos. Es fácil comprender que las unidades de análisis cuyas variables los ubican en la frontera tendrán un indicador de eficiencia técnica igual a uno. Dado que *c* y *c'* yacen en la misma recta radial, el conciente se puede expresar como:

$$\frac{op}{op'} \equiv \frac{w_1 y_1^c + w_2 y_2^c}{w_1 y_1^{c'} + w_2 y_2^{c'}}$$

Si se generaliza este resultado, es posible definir al indicador compuesto como el cociente entre el nivel de desempeño de la unidad de análisis en relación con su referencia virtual, es decir:

$$I_t^j = \frac{\sum_{i=1}^p w_j^i y_t^{ij}}{\sum_{i=1}^p w_j^i y_t^{\prime ij}}$$

donde las variables y_t^{ij} indizadas por $1 \leq i \leq p$, correspondientes las unidades de análisis $1 \leq j \leq N_{pais}$ calculada para los momentos t, están normalizadas. Dado que esta es una metodología no tradicional y poco utilizada se ha optado por no dar demasiados detalles del cálculo de estos pesos y los demás pasos a seguir. Una explicación pormenorizada de estos así como una descripción de los principales paquetes computacionales gratuitos para su cálculo pueden encontrarse en Schuschny, 2007.

El análisis envolvente de datos puede ser muy útil para endogenizar en un solo indicador el comportamiento de numerosas variables. Además, tiene la ventaja de establecer para cada unidad de análisis una comparación del desempeño en relación con otra que si bien tiene un comportamiento hipotético, es el que empíricamente mejor se desempeña, a la vez que resulta ser el mejor caso a ser empleado como medida de comparación ya que surge de una combinación lineal de los casos de mejor desempeño. Sin embargo, posee ciertas desventajas. Dado que es un método matemáticamente sofisticado, hasta cierto punto puede ser visto como una caja negra que sustituye la opinión de los expertos mediante la aplicación realizada por el analista y por eso, en parte se pierde transparencia, algo por cierto, importante al momento de comunicar los resultados obtenidos. Por otro lado, las unidades que conforman la frontera poseerán un valor del indicador igual a 1, lo que puede dificultar el análisis de sus progresos en el desempeño *per se*.

En Cherchye et al (2006) se ejemplifica el uso del método DEA para la construcción de un indicador compuesto.

Modelos de componentes no observados

La idea detrás de esta metodología, basada en Hall y Jones (1999), es que las variables que compondrán el indicador sintético se suponen dependientes de una variable no observada más un término de error. A través de la estimación de la variable no observada, será posible obtener algún conocimiento acerca de las relaciones que pudieran darse entre el indicador compuesto y sus variables constitutivas. Los factores

de peso obtenidos a partir de este procedimiento serán aquellos que minimizan el término de error resultante. Esta metodología se asemeja al análisis de regresión, sin embargo en este caso, se supone que la variable dependiente no es conocida. Sea $h(j), 1 \leq j \leq N_{pais}$ el fenómeno que se desconoce pero se desea medir para cada unidad de análisis. Sean $i, 1 \leq i \leq p$ los indicadores que se disponen, cada uno de los cuales mide algún aspecto de $h(j)$. Consideremos que el resultado observable para la unidad de análisis *j*, del indicador *i* queda definido por $G(j,i)$ y puede escribirse como una combinación lineal del fenómeno no observado y un término de error:

$$G(j,i) = \alpha(i) + \beta(i)[h(j) + \epsilon(j,i)]$$

donde $\alpha(i)$ y $\beta(i)$ son parámetros no conocidos que mapean $h(j)$ en $G(j,i)$. El término de error resume dos fuentes de incertidumbre: (i) la que deriva del mapeo y (ii) la posibilidad de una medición imperfecta. Se supone que posee media nula y la misma varianza para todas las unidades de análisis, i.e.:

$$E(\epsilon(j,i)) = 0,\ E(\epsilon(j,i)^2) = \sigma_i^2 \text{ y } E(\epsilon(j,i)\cdot\epsilon(j',i')) = 0, i \neq i', j \neq j'$$

Así mismo, con el fin de facilitar los cálculos, se supone que $h(j)$ es una variable aleatoria, también con media nula y varianza unitaria y que las variables han sido normalizadas para tomar valores entre *(0,1)*. La estimación de $h(j)$ para cada unidad de análisis se realiza mediante el cálculo de la media de la distribución condicional del componente no observado, es decir:

$$E[h(j)/G(j,1),\cdots,G(j,p)] = \sum_{i=1}^{p} w(j,i)\frac{G(j,i)-\alpha(i)}{\beta(i)} \qquad (*)$$

siendo los factores de ponderación una función decreciente de la varianza de la variable asociada y creciente de la de los demás e iguales a:

$$w(j,i) = \frac{\sigma_i^{-2}}{1+\sum_{k=1}^{p}\sigma_k^{-2}}$$

Nótese que el valor de los pesos será menor ante la presencia de datos atípicos (*outliers*). La varianza de la condicional de la distribución es una medida de la precisión del indicador compuesto y sirve para definir sus intervalos de confianza. Está dada por:

$$Var[h(j)/G(j,1),\cdots,G(j,p)] = \frac{1}{\sum_{k=1}^{p}\sigma_k^{-2}}$$

Resulta razonable que, como se observa, la varianza crece con el número de indicadores considerados y el valor de sus respectivas varianzas. La estimación del modelo se facilita bajo la suposición de que $h(j)$ y $\epsilon(j,i)$ se distribuyan normalmente. Se trata de estimar el valor de los parámetros: $\alpha(i), \beta(i)$ y σ_i^2 que maximizan la función de verosimilitud que se basa en los datos observados. Los valores estimados se sustituyen en la distribución condicional del componente no observado, usando la ecuación (*), para obtener el valor del indicador compuesto y sus factores de ponderación.

Esta metodología, si bien resulta interesante pues no depende de formular ninguna representación *ad hoc*, tiene la desventaja de dar lugar a problemas de identificación cuando las variables intervinientes están altamente correlacionadas.

Ponderación usando Procesos de Jerarquía Analítica

Siendo otra técnica participativa de ponderación, el *Analytic Hiererchy Process* (AHP) consiste en una herramienta diseñada en los setenta por Thomas Saaty (1980) utilizada para apoyar la toma de decisiones multicriterio, a través de conciliar prioridades cuando se tienen que considerar múltiples aspectos tanto cuantitativos como cualitativos en una decisión y por eso puede ser útil como método racional para estimar los factores de ponderación de las variables que componen un indicador sintético. Cada factor de peso refleja en cuánto un grupo de expertos desea priorizar en promedio una dada variable en desmedro de otras.

Supongamos primeramente que el indicador tendrá la forma:

$$I = \sum_{i=1}^{p} w_i \cdot y_i \text{ con: } w_i > 0 \; \forall i$$

Sea la matriz de razones (ratios) de pesos:

$$(W)_{ij} = w_{ij} = \frac{w_i}{w_j} \in R^{p \times p}$$

Nótese que se cumple que:

$$w_{ji} = \frac{1}{w_{ij}}, w_{ii} = 1 \text{ y } w_{ij} = w_{ik} w_{kj}$$

Como cada fila de la matriz es múltiplo de la primera fila, el rango de la misma es igual a uno y, por lo tanto, habrá un sólo autovalor no nulo, digamos: *p*. Dado que $w_{ii} = 1 \; \forall \; 1 \leq i \leq p$, y que la suma de todos los autovalores es igual a la traza, tenemos que:

$$\sum_{i=1}^{p} w_{ii} = p$$

Así mismo, se puede comprobar que: $W \cdot w = pw$, donde w es vector columna de los pesos, es decir que los pesos son el autovector de *W* con autovalor *p*.

Sobre la base de estas interesantes conclusiones Saaty (1980) propone calcular los factores de ponderación, realizando comparaciones entre las variables tomadas de a pares. Para ello se pregunta, en cada caso, cuál variable es más importante y cuánto más lo es. La intensidad de la preferencia puede medirse en una escala de Likert (de 1 a 9). Un valor asignado a una variable de 1 indica que es igualmente importante que aquella con la que se compara, mientras que si se le asigna el valor 9, esa variable se considerará muchísimo más importante que la otra. Hechas las $p \cdot (p-1)/2$ comparaciones se construye una matriz de comparaciones, que llamamos *A*, cuadrada en el número de variables, cuyos elementos a_{ij} indican cuánto la variable de la fila *i* es más importante de la variable de la columna *j*. Para completar la matriz basta considerar que:

$$a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}} \text{ y } a_{ii} = 1$$

Nótese que la matriz *A* es muy similar a la matriz de razones (ratios) *W*. Dada la forma en que se construye, se puede demostrar que: (i) el máximo autovalor de *A*, λ_{max} es mayor o igual a *p* y (ii) que su autovector asociado posee todas sus componentes estrictamente positivas. Entonces, dada la similitud entre *A* y *W*, para estimar los factores de ponderación a partir de la matriz de comparaciones *A*, basta con calcular el autovector asociado al autovalor λ_{max} y normalizarlo de manera tal que la suma de sus componentes sea la unidad. Dicho vector corresponderá a los factores de ponderación que surgen de las comparaciones realizadas por los expertos.

La principal ventaja de esta metodología es que transparenta el proceso de definición de los pesos sobre la base de un procedimiento ampliamente utilizado. Sin embargo y dado que se deben hacer numerosas comparaciones entre pares de variables puede tornarse tediosa su sistematización. Así mismo y como sucede con los métodos participativos, los resultados dependerán del grupo de expertos seleccionados para priorizar las variables.

Análisis Conjunto

El análisis conjunto, llamado también modelo composicional multiatributo, es una técnica estadística utilizada en las ciencias sociales aplicadas, practicularmente en el marketing, la administración del producto y la investigación operativa (Malhotra, 1996). Como la anterior, esta metodología tiene un carácter eminentemente participativo. El objetivo del análisis conjunto es determinar qué combinación de un número limitado de atributos es el más preferido por un grupo de encuestados. Mientras que la técnica anterior, el *Analytic Hiererchy Process* valoriza las alternativas agregando el valor individual de las variables, el análisis conjunto lo hace desagregándolo.

El análisis conjunto busca establecer una medida de los juicios o percepciones de los consultados sobre un conjunto de escenarios o alternativas, en nuestro caso, se les pide a los consultados (en este caso, expertos) que elijan y/o prioricen un conjunto de variables de su elección. Los encuestados eligen el conjunto de variables preferidas por ellos.

En primer lugar, el analista debe ser capaz de formular el problema a ser resuelto identificando los atributos a considerar, en nuestro caso se trata de las variables y sus posibles niveles. Un análisis típico involucra la identificación de no más de 10 variables. Por ejemplo, para cada variable se pueden definir los niveles según sea una variable económica, social, institucional o ambiental.

Luego se debe diseñar la forma de presentarle la información al encuestado. Ello se puede hacer a través de comparaciones entre pares de variables o realizando una evaluación directa de cada una de ellas. En el primer caso se contrasta cada nivel de cada variable con los de las demás, por lo cual se torna un procedimiento bastante engorroso puesto que supone, por parte del consultado, realizar numerosas comparaciones. A pesar de ello, para este puede resultar más fácil tantear entre pares que hacer una evaluación global de cada variable.

La evaluación directa implica que, para cada variable se realiza una evaluación global independiente del resto de las variables. Es decir que se busca establecer un puntaje de preferencia y no un ordenamiento o *ranking* de variables. Suele considerarse una escala de puntaje de Likert de 9 puntos (1 no es preferido, 9 es muy preferido).

La principal desventaja de esta metodología es que supone el diseño de una encuesta que puede complicarse cuando el número de variables y niveles asociados es grande. Ello puede dificultar la evaluación por parte del encuestado.

RECUADRO 8
ANÁLISIS CONJUNTO

Siguiendo lo expuesto por Malhotra (1996) que se basa en Jain, Acito, Malhotra y Majan (1979), el nivel de utilidad (o preferencia) general, dado por la contribución asociada a cada nivel j del atributo (variable) i, está dado por:

$$U(x) = \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{k_i} \alpha_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

donde, k_i es número de niveles de la variable i ($1 \leq i \leq p$). La importancia de la variable i, que definimos como, puede estimarse como la diferencia entre el máximo y mínimo de los coeficientes α_{ij}:

$$I_i = \{\max(\alpha_{ij}) - \min(\alpha_{ij})\} \quad (2)$$

Para luego, calcular los factores de ponderación a partir de la normalización de estos valores, de manera tal que:

$$w_i = \frac{I_i}{\sum_{i=1}^{p} I_i} \quad \Rightarrow \quad \sum_{i=1}^{p} w_i = 1 \quad (3)$$

(Continúa)

Recuadro 8 (conclusión)

Sobre la base de esta representación esquemática, se detalla, a continuación, cómo proceder para calcular los coeficientes α_{ij}. La manera más usual de estimarlos es a través del empleo de regresiones con variables indicadoras (o “dummies”) que asumen valores 0 ó 1. Como se indica en Malhotra (1996), pueden utilizarse también modelos LINMAP, MONANOVA y LOGIT. Si una variable (o atributo) tiene k_i niveles, será necesario emplear $k_i - 1$ variables indicadoras. Para realizar la regresión, se toma como variable dependiente al nivel general de utilidad (o preferencia) y como independientes las variables indicadoras que codifican en conjunto los niveles de las variables (atributos). Por ejemplo, si una variable tiene 3 niveles, cada uno de ellos se puede codificar con dos variables indicadoras como:

$$\mathcal{X}_{i1} = 0, \mathcal{X}_{i2} = 0; \mathcal{X}_{i1} = 1, \mathcal{X}_{i2} = 0 \text{ y } \mathcal{X}_{i1} = 0, \mathcal{X}_{i2} = 1 \qquad (4)$$

siendo $\mathcal{X}_{i1}$ y $\mathcal{X}_{i2}$, las variables indicadoras (dummies) asociadas a los niveles de la variable considerada i. El R^2 de la regresión indicaría cuán bien el modelo se ajusta a la información. Hecho esto para todas las variables se debe estimar el modelo:

$$U = \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{k_i - 1} b_{ij} \mathcal{X}_{ij} \qquad (5)$$

Obtenida la estimación de los parámetros: b_{ij}, se calculan los valores de los coeficientes α_{ij} tomando el nivel que corresponde a la codificación con todos los $\mathcal{X}_{ij}$ nulos como nivel de base y considerando el sistema lineal:

$$\begin{gathered} \alpha_{i1} - \alpha_{ik_i} = b_{i1} \\ \alpha_{i2} - \alpha_{ik_i} = b_{i2} \\ \cdots \\ \alpha_{ik_i - 1} - \alpha_{ik_i} = b_{ik_i - 1} \end{gathered} \qquad (6)$$

a estas $k_i - 1$ ecuaciones se le agrega una restricción más, cerrando el sistema, en que se impone que se cumpla:

$$\alpha_{i1} + \alpha_{i2} + \cdots + \alpha_{ik_i} = 0 \qquad (7)$$

Así, se obtienen todos los valores de $\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \cdots, \alpha_{ik_i}$. Esta operación se repite para todas las $1 \leq i \leq p$ variables. Luego, para cada variable se calcula su nivel de importancia la cual se había definido como: $I_i = \{\max(\alpha_{ij}) - \min(\alpha_{ij})\}$ para, finalmente, obtener los factores de ponderación que resultaban de la normalización conforme a la ecuación (3).

Fuente: Malhotra (1996).

X. Métodos de agregación

Una vez determinados los factores de ponderación (pesos) hay que proceder a agregar todas las variables o sub-indicadores en un indicador sintético, en aquéllos casos en que el método de ponderación utilizado no establece de manera natural un método de agregación subsecuente. Considerando que el supraíndice $i, 1 \leq i \leq p$ representa a las variables que intervienen y el $j, 1 \leq i \leq N_{pais}$ a las unidades de análisis (por ejemplo países) de la muestra, detallamos a continuación, las principales técnicas de agregación de la información.

Descripción de las diferentes opciones

Suma de rankings

El método más simple de agregación de toda la información consiste en sumar, para cada unidad de análisis, el orden o ranking que posee cada una de las p variables, en relación con el resto de las unidades de análisis (por ejemplo países), esto es:

$$I_t^j = \sum_{i=1}^{p} Ranking_{y_t^{ij}} \quad \forall\ 1 \leq j \leq N_{\text{pais}}$$

La principal ventaja de este mecanismo es la simplicidad y la supuesta independencia que se logra respecto de los datos atípicos. Sin embargo, se debe tener en cuenta que tiende a perderse información acerca del valor absoluto de las variables que componen el indicador.

Conteo de las variables que superan o exceden una referencia dada

Otra posibilidad sería contabilizar el número de indicadores que están por debajo o encima de valores de referencia pre-establecidos, o sea, calcular:

$$I_t^j = \sum_{i=1}^{p} sgn[\frac{y_t^{ij}}{E(y_t^i)} - (1+\delta)] \quad \text{con } \delta \text{ un valor umbral } \forall\ 1 \leq j \leq N_{\text{pais}}$$

El valor del umbral δ se selecciona luego de realizar un análisis exploratorio que permita determinar aproximadamente el rango de valores que adquieren las variables. Como en el caso anterior, este modelo de agregación no se ve afectado por la presencia de datos atípicos, sin embargo, también se pierde información de la magnitud que pueden poseer las variables.

Media aritmética ponderada

Es el método más ampliamente utilizado. Una vez normalizadas las variables y calculados los factores de pesos, el indicador compuesto se calcula como:

$$I_t^j = \sum_{i=1}^{p} w^i \cdot y_t^{ij} = w^1 y_t^{1j} + \cdots + w^p y_t^{pj}$$

$$\text{con} \quad \sum_{i=1}^{p} w^i = 1 \quad \text{y} \quad 0 \leq w^i \leq 1 \;\forall\, 1 \leq i \leq p\,, \forall\, j, 1 \leq j \leq N_{\text{pais}}$$

Como se explicó en la sección anterior, la forma en que se obtuvieron los factores de peso debe quedar explícitamente determinada.

Así mismo, es deseable que los indicadores sean preferentemente independientes entre sí en el sentido de que para todo par de variables y^n e y^m, la posible vinculación entre ellas, i.e.: $f(y^n, y^m)$ cumpla que:

$$\frac{\partial f(y^n, y^m)}{\partial y^l} = 0$$

respecto de cualquier otra variable y^l. Esta suposición impediría la presencia de sesgos indeseables y facilitaría el cálculo de las contribuciones marginales de cada variable en el valor del indicador compuesto separadamente. Bajo esta consideración, es fácil verificar que el cociente de los pesos de dos variables cualesquiera, digamos, *i* y *k* representa la magnitud de mejora en *i* necesaria para compensar una declinación en k de una unidad sin que se vea afectado el valor de indicador compuesto. En efecto diferenciando:

$$dI_t^j = 0 = \sum_{i=1}^{p} w^i \cdot dy_t^{ij} \quad \text{se obtiene:} \quad \frac{w^i}{w^k} = -\frac{dy_t^{kj}}{dy_t^{ij}}$$

El uso de factores de ponderación idénticos, i.e. $w_i = w_j \;\forall\; i \neq j$, puede ser apropiado cuando de trabaja con sub-indicadores que agregan distintas dimensiones del contexto de aplicación. Por ejemplo, cuando se trate indicadores de sostenibilidad puede no ser políticamente correcto priorizar alguna de las dimensiones económicas, sociales, ambientales o institucionales, en desmedro de ellas. Ello también exigiría considerar una igual cantidad de variables estadísticas para analizar cada uno de estos sub-sistemas. Asimismo, puede ser conveniente usar ponderadores idénticos cuando las variables estén altamente correlacionadas entre sí, sin que ello implique la presencia de redundancia explicativa puesto que esos elementos correlacionados explican aspectos diferentes de fenómeno en cuestión.

Promedio geométrico ponderado

Similar al caso anterior, pero considerando la media geométrica se agrega como:

$$I_t^j = \prod_{i=1}^{p} (y_t^{ij})^{w^i} = [(y_t^{1j})^{w_1} \cdots (y_t^{pj})^{w^p}]$$

$$\text{con} \quad \sum_{i=1}^{p} w^i = 1 \;\text{y}\; 0 \leq w_i \leq 1, \forall\, j, 1 \leq j \leq N_{\text{pais}}$$

Nótese que si las variables están expresadas como logaritmos, la media aritmética ponderada es el logaritmo de la geométrica, i.e.:

$$I_t^j = \sum_{i=1}^{p} w^i \cdot y_t^{ij} = \sum_{i=1}^{p} w^i \cdot \log(x_t^{ij}) = \sum_{i=1}^{p} \log[(x_t^{ij})^{w^i}] = \log \prod_{i=1}^{p} (x_t^{ij})^{w^i}$$

Además, cuando se promedia geométricamente, el cociente de los pesos de dos variables cualesquiera, digamos, i y k representa el porcentaje de mejora en i necesario para compensar una declinación en k de un 1% sin que se vea afectado el valor de indicador compuesto. En efecto, sin pérdida de generalidad sean $i= 1$ y $k=2$, diferenciando:

$$dI_t^j = 0 = w^1(y_t^{1j})^{w^1-1}dy_t^{1j}\prod_{i=2}^{p}(y_t^{ij})^{w^i} + w^2(y_t^{2j})^{w^2-1}dy_t^{2j}\prod_{i\neq 2}^{p}(y_t^{ij})^{w^i} + \cdots$$

$$\cdots + w^p(y_t^{pj})^{w^p-1}dy_t^{pj}\prod_{i=1}^{p-1}(y_t^{ij})^{w^i}$$

y agrupando luego de multiplicar y dividir por y_t^{1j} e y_t^{2j}, tenemos que:

$$\frac{w^1}{w^2} = -\frac{y_t^{1j}}{y_t^{2j}}\frac{dy_t^{2j}}{dy_t^{1j}} \equiv \epsilon_t^{1,2(j)}$$

Tanto en este caso, como en el de las medias aritméticas subyace un razonamiento compensatorio entre variables, lo que supone la existencia de vínculos o compromisos entre estas. Cuando se piensa que los factores de ponderación de las variables determinan la importancia relativa de estos en la composición del indicador sintético y no se desea que no reflejen la posibilidad de compensaciones entre éstas, es posible - y algunos como Podinovskii (1994) recomiendan - recurrir a criterios de agregación no compensatorios, como el que se verá a continuación.

Comparación entre ambas aproximaciones

Para comprender las diferencias entre la agregación lineal y geométrica consideremos el siguiente ejemplo. Sea un contexto en el que se desean agregar con idéntico peso 4 variables. Supongamos que dos países *A* y *B* registran los siguientes valores de las variables:

	$I_a = \sum_{i=1}^{4} w_i \cdot x_i$	$I_g = \prod_{i=1}^{4} (x_i)^{w_i}$
País *A*: $x_i = 30, 2, 2, 2$ (factores de ponderación, $w_i = ¼$)	9	3.93
País *B*: $x_i = 9, 9, 9, 9$ (factores de ponderación, $w_i = ¼$)	9	9

De la simple observación de ambos resultados es fácil darse cuenta que la agregación geométrica establece una clara diferencia entre ambos países mientras que, con la agregación lineal, se obtiene el mismo valor del indicador, a pesar de tratarse de dos países con contextos totalmente distintos. Por eso, desde el punto de vista político un país con bajos valores en sus indicadores, pero algunos muy altos preferirá realizar las comparaciones entre países sobre la base de los mecanismos de ponderación lineal.

Así mismo, cualquier cambio marginal de la segunda, tercera o cuarta variable tendrá un mayor efecto, sobre el valor del indicador, si se agrega geométricamente, por lo que, en caso de aplicarse este tipo de agregación, habrá un mayor incentivo a aplicar políticas que mejoren la situación que reflejan las variables que poseen los valores más bajos.

Aproximaciones multi-criterio

Cuando se utilizan numerosas variables para evaluar un conjunto de unidades de análisis y se desea establecer un ordenamiento o *ranking* para analizar sus desempeños relativos, es más que probable que algunas de las variables favorezcan el desempeño de algunas unidades de análisis, mientras que otras el

de otros, creando un cierto conflicto acerca de la forma de realizar el ordenamiento. Para subsanar este inconveniente, se puede apelar a aproximaciones multi-criterio (Munda, 2004).

Sea el conjunto (finito) de indicadores: $Y_t = \{y_t^i : \; 1 \leq i \leq p\}$y el de unidades de análisis (por ejemplo países) : $C = \{j : \; 1 \leq j \leq N_{\text{pais}}\}$ Consideremos que el ordenamiento de cada país *j* se basa en una escala de medida. Supongamos que los indicadores se adaptaron de manera tal que cuanto mayor es su valor mejor será la evaluación del país en esa dimensión de análisis particular. Sea el conjunto de pesos:$W = \{w^i : \; 1 \leq i \leq p\}$calculados según lo visto en la sección anterior) y que satisfacen:

$$\sum_{i=1}^{p} w^i = 1$$

Si se toman los países de a pares será posible construir una matriz *E* (de $N_{país}$ x $N_{país}$) que cuantifica el desempeño comparado entre ellos. Sin embargo, cabe preguntarse cómo establecer la comparación mutua habida cuenta de que estamos operando en un espacio de muchas dimensiones de análisis dadas por el número de indicadores considerados. Por ejemplo, bien se podría medir la intensidad de los ordenamientos, esto es, preguntarse cuánto un dado país se desempeña mejor que otro para cada indicador y establecer una medida que resume esto; también se podría contabilizar el número de indicadores a favor de uno u otro país; o comparar la relación de cada uno de los dos países con el resto y fijar una medida total, entre otras posibilidades.

Dadas las múltiples posibilidades de ordenamiento, lamentablemente, no será posible establecer una agregación o un ordenamiento perfecto y único. Por ello, lo más importante será procurar que ninguna de las dimensiones de análisis sea despreciada.

Establecido un criterio de comparación de a pares de países se puede calcular la matriz *E*, cuyos elementos pueden definirse como:

$$e_{jk} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{p} [w^i(\mathbf{Pr}_{jk}) + \frac{1}{2} w^i(\mathbf{In}_{jk})] & \text{si } j \neq k \\ 0 \;\; \text{si } j = k \end{cases}$$

donde $w^i(\mathbf{Pr}_{jk})$ son los factores de ponderación en los que *j* tiene un mejor desempeño que *k* y $w^i(\mathbf{In}_{jk})$ aquellos en lo que se ambos se desempeñan en forma aproximadamente similar[5]. Nótese que: $e_{jk} + e_{kj} = 1$.

Conocida la matriz, sería posible ordenar el desempeño de los países de muy diversas maneras. Una posibilidad sería considerar la metodología de Condercet-Kemeny-Young-Levenglick que consiste en hacer comparaciones entre pares de países, agregar y ordenar de acuerdo a los mejores desempeños. Lo complicado de este procedimiento es que formalmente se deben realizar $N_{pais} \times (N_{pais} - 1)$ comparaciones.

Formalmente, si definimos al conjunto $R = \{r_s\}, s = 1, \cdots, N_{pais}!$, como todos los posibles ordenamientos de países (de los cuales hay que seleccionar el mejor), se puede calcular el puntaje ψ_s como la suma de los e_{jk} sobre todos los:

$\binom{N_{pais}}{2}$ pares de alternativas posibles con $i \neq k$

Es decir que: $\psi_s = \sum e_{jk}$. Entonces, el ordenamiento elegido será el que surja de la solución que maximiza esta suma, o sea:

$$r^* \iff \psi_* = \max \sum e_{jk}$$

Este método de agregación tiene la ventaja de que supera algunos de los inconvenientes que presentan las agregaciones aritméticas o geométricas, como la posible compensación frente a cambios

5 Considerando una terminología microeconómica, **Pr** viene de considerar a *j* como “preferido” a *k*, mientras que **In** significa que ambos nos son indiferentes entre sí.

mutuos de las variables, la necesidad de uso de escalas homogéneas y los compromisos mutuos que se generan entre los factores de ponderación de las variables. Gracias a esta técnica, sería posible trabajar simultáneamente con información cuantitativa y cualitativa que no necesita ser normalizada. El principal inconveniente es la posible aparición de situaciones cíclicas en las que no se llegue a una conciliación. Por ejemplo, si un país *a* está mejor posicionado que uno *b* y este lo está respecto de uno *c*, pero este último lo está respecto al primero, *a* ¿qué país elegir? Además, la metodología no considera la magnitud de las variables, haciendo que proporciones como "mayor que" o "mucho mayor que" tengan similar sentido. (Ver Munda 2004; Young 1988).

A manera de conclusión de esta sección se resalta que, toda vez que se busque realizar la descripción de algún aspecto del "mundo real" mediante el uso de indicadores compuestos, es necesario diseñar un modelo conceptual que posea cierto grado de coherencia interna. Sin embargo, ello sólo no es suficiente. El modelo debe satisfacer los objetivos e intenciones que se plantea el analista ya que el universo de posibilidades combinatorias es enorme. La potencial imposibilidad de construir un indicador compuesto plenamente objetivo no significa que la metodología deba ser rechazada. Siempre que un indicador permita establecer un vínculo entre el contexto de análisis y el espacio de decisiones desde donde surgen las opciones de política, el uso de indicadores compuestos queda enteramente justificado.

XI. Robustez y análisis de sensibilidad

Si el indicador se ha diseñado en forma deficiente pueden tener lugar errores de interpretación y producir mensajes poco robustos. Todas las etapas de desarrollo de un indicador compuesto deben ser sometidas al escrutinio de expertos y se debe procurar evitar la presencia de fuentes de subjetividad. Es por ello que una combinación entre el análisis de incertidumbre y de sensibilidad debe llevarse a cabo para incrementar la transparencia del proceso de diseño del indicador. Es necesario juzgar lo realizado críticamente y evaluar la sensibilidad frente a cambios en la elección de las variables pues podría ocurrir que pequeños cambios de la arquitectura del indicador compuesto den lugar a grandes alteraciones de los valores o rankings obtenidos.

En general, las incertidumbres asociadas al diseño de indicadores compuestos pueden vincularse con un número de factores entre los que se incluyen:

1. La elección del modelo para estimar los errores de medición de los datos.
2. El mecanismo y marco metodológico utilizado para incluir o excluir sub-indicadores en el indicador sintético.
3. La forma en que los sub-indicadores son transformados.
4. El tipo de esquema de normalización o estandarización empleado con el fin de eliminar los efectos de escala que pudiera haber.
5. La cantidad de datos perdidos y la elección del método de imputación usado para llenar dichos vacíos.

El método de determinación de los factores de peso.

Los niveles de agregación de la información si es que se superponen o complementan varios de ellos.

La elección de sistema de agregación de los sub-indicadores y variables.

Análisis de incerteza

Para realizar un análisis de incerteza se puede partir de considerar que $I_j = f_{rs}(y_{1j}, \cdots, y_{pj}, w_{s,1}, \cdots, w_{s,p})$ es el índice compuesto de la unidad de análisis *j*, calculado conforme al modelo de agregación $r = \{1, 2, 3, \cdots\}$, donde los números rotulan distintos modelos y $s = \{1, 2, 3, \cdots\}$ representa un método de estimación de los factores de peso dado de un conjunto finito de posibilidades. Los y_{pj} representan las variables o sub-indicadores que componen el indicador

compuesto y los w_{sp} sus factores de peso calculados conforme al modelo *s*. Para cada unidad de análisis *j* se puede calcular el valor del ranking que ocupa en relación al resto, i.e.: $\text{Ranking}(I_j)$. Este se constituirá en la medida de interés en el estudio de incertidumbre-sensibilidad. Entonces, para cada método de cálculo de los factores de peso *s* se puede estimar la discrepancia agregada respecto a una metodología de referencia, es decir:

$$\bar{R}_s = \frac{1}{N_{\text{pais}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{pais}}} |\text{Ranking}_{\text{ref}}(I_j) - \text{Ranking}(I_j)|$$

Una de las formas de realizar el análisis de incertidumbre-sensibilidad es mediante la aplicación de la técnica de Monte Carlo[6] que consiste en perturbar todas las fuentes de incertidumbre de manera aleatoria de a una por vez, para analizar cuáles son los efectos derivados de tales cambios luego de hacer un análisis estadístico. Por ejemplo, es posible excluir o incluir variables y analizar cómo cambia la situación en relación a los valores de $\text{Ranking}(I_j)$ y $\bar{R}_s$. Así, sería posible estimar una función de distribución para $\text{Ranking}(I_j)$ y $\bar{R}_s$.

Los pasos seguir para aplicar la metodología de Monte Carlo son los siguientes:

Para cada factor de variabilidad se debe considerar una variable aleatoria discreta sobre la cual se realizará el tanteo de alternativas consistente con el algoritmo de Monte Carlo. Sin pérdida de generalidad, supongamos que se plantean 3 fuentes de variabilidad: (1) la inclusión o exclusión de variables ($\mathcal{X}_1$), (2) la fórmula de agregación ($\mathcal{X}_2$) y (3) el método de cálculo de los factores de peso ($\mathcal{X}_3$), por ejemplo.

Cada uno de estos factores de variabilidad posee un número finito de alternativas a ser consideradas. Sea el caso (genérico) del factor: $\mathcal{X}_k$, el cual se supone posee *m* opciones a ser elegidas. Sea $\zeta \in [0,1]$ el número aleatorio del que partirá el algoritmo. Entonces, dado el valor que adquiera ζ en el sorteo, se seleccionará una de las *m* opciones si tal valor de ζ queda incluido dentro de los intervalos, según se indica en la siguiente tabla:

ζ	$\mathcal{X}_k$
Si $\zeta \in [0, \frac{1}{m})$	$\mathcal{X}_k \equiv$ Opción 1
Si $\zeta \in [\frac{1}{m}, \frac{2}{m})$	$\mathcal{X}_k \equiv$ Opción 2
...	...
Si $\zeta \in [\frac{m-1}{m}, 1)$	$\mathcal{X}_k \equiv$ Opción m

Para realizar el experimento de Monte Carlo se deberán considerar 3 números al azar, uno para cada factor de incertidumbre.

Se genera aleatoriamente un número *N* de muestras compuestas por las combinaciones de factores $\mathbf{X^g}, \mathbf{1 \leq g \leq N}$, con $\mathbf{X^g} = \{\mathcal{X}_1^g, \mathcal{X}_2^g, \mathcal{X}_3^g\}$. Para cada muestra de evalúa el indicador y luego se computa el escalar $\mathbf{Y}^g$ que puede ser $\text{Ranking}(I_j)$ ó $\bar{R}_s$, según se elija.

Se calcula el valor $\mathbf{Y}^g, 1 \leq g \leq N$ para todas las combinaciones. Estos valores serán analizados en conjunto para constatar el grado de sensibilidad del indicador compuesto frente a los cambios considerados.

---

[6] El método de Monte Carlo proporciona soluciones aproximadas a una gran variedad de problemas matemáticos posibilitando la realización de experimentos con muestreos de números pseudo aleatorios en una computadora.

La generación de las muestras puede realizarse empleando procedimientos como muestreo aleatorio simple, estratificado, muestreo cuasi-aleatorio u otro que se considere conveniente emplear (Saltelli, Chan y Scott, 2000).

Análisis de sensibilidad a partir del uso de la varianza

La construcción del indicador compuesto puede ser asemejada al desarrollo de un modelo (por ejemplo, un modelo econométrico) que posee numerosas fuentes de incertidumbre. El empleo de una metodología de estimación de la sensibilidad frente a cambios basada en el uso de la varianza tiene la ventaja de que puede ser utilizada aún cuando la representación sea no lineal (aunque estable en el sentido de que las perturbaciones no se amplifican); además, siendo de fácil interpretación, nos permite distinguir los principales factores que afectan la sensibilidad del indicador

Como se ha comentado, las dos variables de salida consideradas en el análisis de sensibilidad serán: $\text{Ranking}(I_j)$ y/ó $\bar{R}_S$. Se rotulará como $\mathcal{Y}$ a cualquiera de ellas. Para calcular la varianza asociada a la sensibilidad frente a cambios en el factor: $\mathcal{X}_k$ se considera su contribución a la varianza de la variable de salida: $\mathcal{Y}$ producto de la incertidumbre de $\mathcal{X}_k$. Esto puede expresarse como:

$$V_k = V_{\mathcal{X}_k}(E_{\mathcal{X}_{-k}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k)) \tag{1}$$

Una forma de leer esta ecuación es imaginando que el factor $\mathcal{X}_k$ queda fijo y definido por un valor específico $\mathcal{X}_k^\star$ Luego se computa la media de la variable de salida $\mathcal{Y}$ sobre todos los factores (con excepción de $\mathcal{X}_k^\star$). Procurando no abusar de la notación esto se puede expresar como: $E_{\mathcal{X}_{-k}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k = \mathcal{X}_k^\star) \equiv f(\mathcal{X}_k^\star)$.

Para que quede expresado lo que indica la ecuación (1), basta tomar la varianza de la función resultante de $\mathcal{X}_k^\star$ El valor de V_k quedará comprendido entre cero, cuando $\mathcal{X}_k$ no contribuye a afectar a $\mathcal{Y}$ (a primer orden) y $V(\mathcal{Y})$, la varianza no condicional de $\mathcal{Y}$ (cuando los otros factores no influyen de manera alguna). Nótese que siempre se cumple que:

$$V_{\mathcal{X}_k}(E_{\mathcal{X}_{-k}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k)) + E_{\mathcal{X}_k}(V_{\mathcal{X}_{-k}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k)) = V(\mathcal{Y}) \tag{2}$$

donde el primer término se considera como el término principal y el segundo como residual. Este término residual puede interpretarse como el valor esperado de la varianza condicional promediada sobre todos los valores posibles del factor $\mathcal{X}_k^\star$

Un indicador de sensibilidad de primer orden puede obtenerse normalizando el término de primer orden respecto de la varianza no condicionada:

$$S_k = \frac{V_{\mathcal{X}_k}(E_{\mathcal{X}_{-k}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k))}{V(\mathcal{Y})} \equiv \frac{V_k}{V(\mathcal{Y})} \tag{3}$$

Una vez que se han estimado las varianzas condicionales para varios factores, por ejemplo los $\mathcal{X}_k$ y $\mathcal{X}_h$ es posible calcular: $V_{\mathcal{X}_k\mathcal{X}_h}(E_{\mathcal{X}_{-kh}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k, \mathcal{X}_h))$ y a partir de esto, el término de contribución a la varianza a segundo orden:

$$V_{kh} = V_{\mathcal{X}_k\mathcal{X}_h}(E_{\mathcal{X}_{-kh}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k, \mathcal{X}_h)) - V_{\mathcal{X}_k}(E_{\mathcal{X}_{-k}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_k)) - V_{\mathcal{X}_h}(E_{\mathcal{X}_{-h}}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_h)) \tag{4}$$

Suponiendo que todos los factores son independientes entre sí, se puede agregar la contribución a la variabilidad en una varianza total. Entonces, estimando la ecuación (4) a todos los factores de incertidumbre (en este caso se habían considerado 3) se obtiene:

$$V(\mathcal{Y}) = \sum_{k=1}^{3} V_k + \sum_{k=1}^{3} \sum_{h>k} V_{kh} + \underbrace{\sum_{k=1}^{3} \sum_{h>k} \sum_{\substack{l>h \\ h>k}} V_{khl}}_{V_{123}} \tag{5}$$

Cada término de la ecuación combina las interacciones entre los diversos factores que consideramos independientes y que combinados en la agregación afectan la varianza de la variables de salida $\mathcal{Y}$ Conocida esta varianza total es posible calcular el índice de sensibilidad para cada factor según:

$$S_{T_1} = \frac{V(\mathcal{Y}) - V_{\mathcal{X}_2\mathcal{X}_3}(E_{\mathcal{X}_1}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_2, \mathcal{X}_3))}{V(\mathcal{Y})} = S_1 + S_{12} + S_{13} + S_{123} \tag{6}$$

y análogamente:

$$S_{T_2} = S_2 + S_{12} + S_{23} + S_{123} \tag{7}$$

$$S_{T_3} = S_3 + S_{13} + S_{23} + S_{123} \tag{8}$$

La varianza condicional $V_{\mathcal{X}_2\mathcal{X}_3}(E_{\mathcal{X}_1}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_2, \mathcal{X}_3))$ puede escribirse en términos genéricos como: $V_{\mathcal{X}_{-k}}(E_{\mathcal{X}_k}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_{-k}))$ y expresa la contribución total a la varianza de $\mathcal{Y}$ debida los factores distintos de $\mathcal{X}_k$, por lo que $V(\mathcal{Y}) - V_{\mathcal{X}_{-k}}(E_{\mathcal{X}_k}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_{-k}))$ involucra la variabilidad (a primer orden) debida al factor $\mathcal{X}_k$. Dada la ecuación (2), el índice de sensibilidad puede escribirse como:

$$S_{T_k} = \frac{V(\mathcal{Y}) - V_{\mathcal{X}_{-k}}(E_{\mathcal{X}_k}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_{-k}))}{V(\mathcal{Y})} = \frac{E_{\mathcal{X}_{-k}}(V_{\mathcal{X}_k}(\mathcal{Y}|\mathcal{X}_{-k}))}{V(\mathcal{Y})} \tag{9}$$

Toda diferencia sustantiva entre S_{T_k} y el índice de sensibilidad a primer orden: S_k indicaría que la interacción entre factores es relevante.

La estimación de ambos índices se puede realizar mediante diversos métodos de muestreo estadístico. De acuerdo a Saltelli (2002) bastan *2 n (# factores +1)* evaluaciones del indicador donde *n* representa el tamaño de la muestra requerida para computar las medias y varianzas y que varía en el rango de cientos o miles de casos. Debe tenerse en cuenta que cuando los factores de variabilidad no son independientes la varianza total no puede ser descompuesta de acuerdo a la ecuación (5).

Es importante concluir que si los expertos consultados durante el proceso de construcción del indicador compuesto no acuerdan acerca de la arquitectura de su diseño, es difícil que los análisis de incerteza y de sensibilidad puedan proveer la robustez que emana de los consensos que pudieran lograrse. Ello es particularmente cierto pues, por lo general, del estudio comparado del indicador utilizado, se establecen los ordenamientos (*rankings*) del desempeño de las unidades de análisis con que se trabaja.

XII. Algunas propuestas existentes de indicadores compuestos para evaluar la sostenibilidad del desarrollo

Una vez presentada la última etapa metodológica de construcción de indicadores compuestos, se exponen en este apartado algunos ejemplos de indicadores compuestos enfocados a la evaluación de la sostenibilidad del desarrollo para cada uno de los tipos descritos en el capítulo II.

Indicadores basados exclusivamente en las ciencias naturales

En el caso de los indicadores basados exclusivamente en las ciencias naturales se ha escogido la presentación del Índice de Planeta Vivo por ser el indicador compuesto de este tipo que tiene mayores consideraciones técnicas en su elaboración.

Índice de Planeta Vivo

El Índice de Planeta Vivo (Living Planet Index – LPI) tiene como objetivo medir las variaciones en la biodiversidad mundial. Se construye a partir de la ponderación de tres indices que monitorean los cambios en la población de especies en los bosques, las aguas dulces y los mares respectivamente, a escala relativa con respecto a la situación prevaleciente en 1970. Los índices referidos incluyen un conjunto de especies seleccionadas de vertebrados pájaros y mamíferos, de peces anfibios y reptiles, consideradas a nivel regional.

En términos técnicos el índice se construye tomando para cada año y cada especie seleccionada, el cambio en la población comparada con el año anterior, es decir, se toma el cociente entre la población actual y la del año anterior. Los cambios de todas las especies de un grupo (bosques, aguas dulces y mares) se promedian geométricamente, dando lugar a un cambio promedio. Este cambio promedio se acumula con los cambios anteriores, partiendo de un valor 1 en 1970. Así si el cambio en población fuera nulo (ni incrementos ni decrementos) el valor permanecería en 1.

En la construcción del Índice de Planeta Vivo se pueden identificar algunas de las etapas descritas en la presente guía. El marco conceptual es planteado a partir de los lineamientos de la Convención sobre la Diversidad Biológica, y la selección de los datos se basa en un análisis exhaustivo de las especies animales existentes (hasta donde la disponibilidad de la información lo permite). El

manejo de las escalas es directo a partir del uso de porcentajes de cambio, y el manejo de los datos faltantes tiene una estructura claramente definida, establecida a partir del número disponible de datos en las series temporales que conforman la información sobre la población de las especies analizadas. Para el caso en que se utiliza una serie de dos a cinco puntos, los datos faltantes son interpolados, suponiendo tasas de cambio constantes entre ellos. En el caso de series de seis o más puntos de datos, se utiliza un modelo aditivo general para adecuar la tendencia de los datos.

La cuestión de la ponderación se realiza mediante el sencillo esquema de pesos iguales, al generar promedios geométricos simples de los cambios para cada especie en cada grupo, y también promedios geométricos simples de los cambios entre los tres grupos (bosques, aguas dulces y mares) para generar el índice agregado.

El Índice de Planeta Vivo tiene una interpretación muy simple y clara, que generalmente se aprecia en su presentación gráfica. Asimismo tiene como característica particular la posibilidad de desagregación por subgrupos de especies, lo cual ha sido utilizado para construir LPI específicos para diferentes segmentos de poblaciones, como el caso de las especies migratorias (Latham, et. al. 2008).

Indicadores de desempeño de políticas

Dado que los indicadores de desempeño de políticas son construidos de manera particular para cada política, con lo cual sería complicado mostrar un listado exahustivo de los mismos, se ha decidido presentar el Índice Metropolitano de la Calidad del Aire de las ciudades de México como un ejemplo representativo.

Índice Metropolitano de la Calidad del Aire

El Índice Metropolitano de la Calidad del Aire (IMECA) está diseñado con el objetivo de implementar medidas de emergencia en caso de ser necesario, cuando los contaminantes atmosféricos monitoreados en la ciudad de estudio sobrepasan umbrales considerados como críticos o peligrosos para la salud humana.

El IMECA considera seis contaminantes, Monóxido de Carbono (CO), dióxido de Nitrógeno (NO2), dióxido de Azufre (SO2), Ozono (O3), Partículas suspendidas totales (PST) y Partículas respirables (PM10). Los primeros cuatro contaminantes se miden en partes por millón, los últimos dos en microgramos por metro cúbico. Para cada uno de los contaminantes, los cuales son medidos por medio de estaciones de monitoreo atmosférico, se transforma y pondera la concentración, utilizando para dicha ponderación las normas de la calidad del aire y los niveles de posible daño como efecto de la contaminación. Las ecuaciones de transformación para cada contaminante son diferenciadas dependiendo de si el valor transformado resulta estar entre 1 y 100, o si resulta ser mayor a 100. Las ecuaciones de transformación son:

Entre 0 y 100 IMECA:	Para 101 IMECA o más
$9{,}090 * CO$	$10{,}25 * (CO - 11) + 100$
$476{,}2 * NO_2$	$223{,}4 * (NO_2 - 0{,}21) + 100$
$769{,}2 * SO_2$	$459{,}8 * (SO_2 - 0{,}13) + 100$
$909{,}1 * O_3$	$816{,}3 * (O_3 - 0{,}11) + 100$
$0{,}6667 * PM10$	$0{,}8889 * (PM10 - 150) + 100$
$0{,}384615 * PST$	$(0{,}540540 * PST) - 40{,}540541$

Una vez obtenidos los valores transformados de concentración para cada contaminante, el índice se construye por medio de una de las formas más simples de agregación, consistente en tomar el máximo valor de entre los seis disponibles. Este valor una vez calculado se utiliza, comparado con umbrales previamente definidos, para determinar acciones concretas de política en materia de contaminantes

atmosféricos. La escala de calidad del aire es la siguiente: por debajo de los 50 puntos se considera buena; entre 51 y 100 puntos es satisfactoria; entre 101 y 200 puntos es no satisfactoria; entre 201 y 300 puntos se considera mala; más de 300 puntos se considera muy mala.

Dependiendo del valor del índice de calidad del aire en un día, se implementan medidas de contingencia para el día siguiente, que pueden incluir restricciones a la circulación vehicular de cierto grupo de automóviles, así como a otras actividades altamente contaminantes. También se incluyen, dentro del ámbito de medidas de política, restricciones sobre actividades físicas al aire libre para los escolares, y recomendaciones relacionadas al mismo tema para el resto de la población.

Indicadores de tipo contable

Entre los principales indicadores basados en contextos contables se han seleccionado al Índice de Ahorro Genuino, al Índice de Bienestar Económico Sustentable, al Índice de Progreso Genuino y a la Huella Ecológica para ser presentados. Los primeros tres están basados en mediciones sobre una valoración monetaria, mientras que el último tienen un esquema de contabilidad que no involucra la monetización de los valores utilizados en su construcción.

Índice de Ahorro Genuino

El Índice de Ahorro Genuino del Banco Mundial (Hamilton, 2001) es una medida de bienestar asociada con el ahorro de los países que plantea que, para que el ahorro sea una medida de sostenibilidad, se requiere medir ahorros netos descontando el agotamiento de los recursos naturales y el daño causado por la contaminación, y sumando la inversión en capital humano.

Este índice se basa para su construcción en los elementos del sistema de cuentas nacionales tradicionalmente utilizado, lo cual facilita su obtención. El cálculo del índice de ahorro genuino consiste en sumar la inversión doméstica bruta más el gasto corriente en educación, menos la deuda externa neta, mas las transferencias oficiales, menos la depreciación, menos el agotamiento de los recursos naturales, menos los daños por contaminación.

Para medir el agotamiento de los recursos naturales se cuantifican las rentas totales resultantes de extracción de recursos como oro, plata, níquel, cobre acero, petróleo crudo, gas natural y carbón, así como la renta obtenida de la silvicultura. Se destaca en este índice que el gasto corriente en educación es considerado como incremento del ahorro dado que es una inversión en capital humano. En este contexto el Índice de Ahorro Genuino requiere cuantificar monetariamente los daños producto de la polución, lo que requiere ponderaciones a juicio de expertos.

La facilidad de construcción y su interpretabilidad son sus principales ventajas, la desventaja fundamental estriba en la posible subjetividad que se presente al momento de definir los costos por polución.

Índice de Bienestar Económico Sostenible y el Índice de Progreso Genuino

El Índice de Bienestar Económico Sostenible (Hamilton y Saddler, 1997, 2000) es un indicador alternativo al Producto Interno Bruto como medida de bienestar social, el cual es construido de manera similar a este pero sumando o restando al mismo factores de ajuste derivados de conceptos como la desigualdad del ingreso, el gasto público (excluyendo gasto en defensa), el valor de la labor doméstica y el voluntariado, los gastos privados en seguridad, los costos de la degradación ambiental y la depreciación de los recursos naturales.

De manera práctica, la construcción del Índice consiste en tomar el PIB ponderado por una corrección derivada del índice de Gini, sustraerle los gastos en salud, traslado al trabajo y contaminación del agua y aire, así como los valores asociados a la degradación del capital natural renovable y no renovable y los daños a los servicios ambientales (como el deterioro de la capa de ozono), y sumar los gastos que son aporte al bienestar como la construcción de carreteras o trabajos no valorados como el doméstico.

Cada uno de los factores de ajuste, ligados a aspectos económicos, sociales y ambientales, se asocia a una o más variables que requieren monetizarse para poder incluirse en el índice. Esto implica problemas en términos de comparabilidad de los valores, al tratar de poner en la misma escala de valores, medidas que son realizadas en escalas diferentes. En este sentido, los factores asociados a las variables equivalen a los pesos que se han planteado previamente en la metodología de construcción de indicadores compuestos, y dichos pesos provienen de juicios relativos que no involucran cálculos estadísticos.

El índice de Progreso Genuino tiene una construcción similar al Índice de Bienestar Económico Sostenible, difiriendo en la selección de los ajustes realizados al PIB.

Huella Ecológica

El indicador denominado huella ecológica (Wackernagel, Mathis y Loh (2001) consiste en la medición de la superficie de tierra y agua biológicamente productiva que se requiere para satisfacer las necesidades de una población de manera indefinida utilizando las tecnologías disponibles. Partiendo del supuesto de que cada categoría de energía y materia consumida, y de descarga de desechos requiere de cierta capacidad productiva o absorbente de un área finita de agua o tierra, el índice cuantifica para cada rubro, esa área que sumada refleja el área total necesaria para soportar el consumo y las descargas totales de cierta población, y que comparada con el área total productiva de esa población, permite evaluar si ese nivel de consumo y generación de desechos puede ser sostenible en el tiempo. Este indicador es muy simple en su interpretación, por lo cual tiene una gran ventaja comunicacional.

Indicadores de tipo sinóptico

De entre las propuestas existentes de indicadores compuestos de tipo sinóptico, se presentan tres de los ejemplos más destacados, todos relacionados con el concepto de evaluación de la sostenibilidad del desarrollo.

Índice de Desarrollo Humano (IDH)

El índice de desarrollo humano es una medida de los logros promedio de un país en tres dimensiones básicas, vida larga y saludable, conocimientos y nivel de vida decente.

En cada una de las tres dimensiones anteriores se proponen indicadores de acuerdo con el siguiente cuadro:

CUADRO 6
INDICADORES PARA EL ÍNDICE DE DESARROLLO HUMANO (IDH)

Dimensión	Indicador	Definición
Vida larga y saludable	Esperanza de vida al nacer	Años promedio que se espera que permanezca viva una persona que nace en este momento
Conocimientos	Tasa de analfabetismo de los Adultos	Porcentaje de personas mayores de 15 años que no saben leer ni escribir
Conocimientos	Asistencia escolar combinada (primaria, secundaria y terciaria)	Promedio simple de los porcentajes de personas en edad escolar que asisten a nivel de educación primaria, secundaria y terciaria
Nivel de vida decente	PIB per cápita, PPA	Producto Interno bruto per cápita del país medido en términos de la paridad del poder adquisitivo en dólares (US dlls)

Fuente: Informe sobre el Desarrollo Humano 2007/2008. Notas técnicas.

Previo a la generación del índice global, se construyen índices para cada dimensión. Estos índices se generan con bases muy simples, que no involucran metodologías estadísticas, y que se basan en promedios ponderados. El procedimiento de estandarización consiste en establecer para cada indicador, cotas inferiores y superiores, a las cuales se reasigna el valor 0 y 1 respectivamente. El cálculo del indicador estandarizado se obtiene al hacer el cociente entre la diferencia del valor del indicador y la cota inferior, dividida por la diferencia entre la cota superior y la inferior.

Cada indicador estandarizado toma valores entre 0 y 1, así pues para las dimensiones de vida larga y saludable, y de Nivel de vida decente, el índice corresponde al valor del indicador correspondiente estandarizado. El índice correspondiente a la dimensión de conocimientos se construye con un promedio ponderado de los indicadores estandarizados de tasa de analfabetismo y de asistencia escolar con pesos de 2/3 y 1/3 respectivamente.

Finalmente el índice de desarrollo humano se obtiene con el promedio simple de los tres índices correspondientes a las tres dimensiones establecidas. Esto se puede ver esquemáticamente de la siguiente forma:

CUADRO 7
INDICADORES Y PESOS PARA EL ÍNDICE DE DESARROLLO HUMANO (IDH)

Dimensión	Peso en IDH	Indicador	Peso en la dimensión	Cota superior	Cota inferior
Vida larga y saludable	1/3	Esperanza de vida al nacer	1	85	25
Conocimientos	1/3	Tasa de analfabetismo de los Adultos	2/3	100	0
		Asistencia escolar combinada (primaria, secundaria y superior)	1/3	100	0
Nivel de vida decente	1/3	PIB per cápita, PPA	1	40,000	100

Fuente: Informe sobre el Desarrollo Humano 2007/2008. Notas técnicas.

Cabe señalar que en la construcción del índice para la dimensión Nivel de vida decente, se utiliza una transformación logarítmica para el indicador PIB per cápita, PPA. La justificación planteada para ello es que para alcanzar un nivel de vida respetable no se requiere un ingreso ilimitado.

El grado de sencillez del Índice de Desarrollo Humano conlleva el análisis de un reducido número de indicadores, lo que puede dejar de considerar otros aspectos relevantes del desarrollo entendido de manera integral. Asimismo la subjetividad se hace presente en dos puntos fundamentales de su construcción, primero con la asignación de los pesos, y segundo con la asignación de las cotas de cada indicador. Para evaluar cómo los cambios en ambas asignaciones podrían conducir a modificaciones en los valores finales del índice, es conveniente realizar análisis de sensibilidad en este punto. Para más detalle de pueden consultar los Informes de Desarrollo Humano que el PNUD publica anualmente.

Índice de Desempeño Ambiental (Environmental Performance Index (EPI))

El Índice de Desempeño Ambiental (EPI) (Yale University and Columbia University, 2008) es un indicador compuesto construido para ser una herramienta que facilite la medición de los esfuerzos de protección ambiental realizados por las naciones, particularmente aquéllos relacionados con el alcance de dos objetivos predominantes, el primero consistente en reducir los impactos ambientales sobre la salud, y el segundo referido a la promoción de la vitalidad de los ecosistemas y la adecuada administración de los recursos naturales. Ambos objetivos enmarcados en el séptimo objetivo de desarrollo del milenio (ODM 7), “el aseguramiento de la sostenibilidad ambiental”.

Con dichos objetivos como base, el EPI utiliza 25 indicadores de desempeño clasificados en seis categorías, seleccionados en consenso con expertos internacionales, que son combinados para generar un puntaje final, el cual se propone como una base para la evaluación del desempeño de políticas ambientales.

Seis categorías esenciales de indicadores son definidas: (i) Salud Ambiental, (ii) Calidad del Aire, (iii) Recursos Hídricos, (iv) Biodiversidad y Hábitat, (v) Recursos Naturales Productivos y (vi) Cambio Climático. Dentro de cada una de dichas categorías se definen subcategorías para las cuales se plantea el uso de dos a cuatro indicadores centrales con pesos distintos. Esta estructura se propone con el objetivo de permitir a los países evaluar el desempeño de políticas bien establecidas por áreas o en el ámbito agregado.

A partir de los objetivos que se plantea el EPI se hacen dos grandes agrupaciones, la primera referida al objetivo de reducir los impactos ambientales sobre la salud incluye a la categoría Salud Ambiental. Por su parte, la segunda agrupación correspondiente al objetivo de promover la vitalidad de los ecosistemas incluye las categorías Calidad del Aire, Recursos Hídricos, Biodiversidad y Hábitat, Recursos Naturales Productivos y Cambio Climático. Se utilizan, en la selección de los indicadores, los siguientes criterios: (1) *Relevancia*; (2) *Orientación al desempeño*, (3) *Transparencia,* (4) *Calidad de la Información.*

En las siguientes tablas se presentan los indicadores agrupados por las categorías y subcategorías previamente descritas, la descripción de los indicadores planteados y sus fuentes.

CUADRO 8
INDICADORES PARA EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO AMBIENTAL (EPI)

Categoría	Sub categoría	Indicador
Salud Ambiental	Carga Ambiental de las Enfermedades	Carga Ambiental de las Enfermedades
	Agua (Efecto en los seres humanos)	Servicios Sanitarios adecuados
		Agua potable
	Contaminación del Aire (Efecto en los seres humanos)	Partículas Urbanas
		Contaminación del aire en lugares cerrados
		Ozono Local
Calidad del Aire	Contaminación del Aire (Efecto en el medio ambiente)	Ozono Regional
		Emisiones de Dióxido de Azufre (SO2)
Recursos Hídricos	Agua (Efecto en el medio ambiente)	Índice de calidad del agua
		Estrés hídrico
Biodiversidad y Hábitat	Biodiversidad y Hábitat	Índice de Riesgo de Conservación
		Conservación Efectiva
		Protección Crítica de Hábitat
		Áreas Marinas Protegidas
Recursos Naturales Productivos	Bosques	Inventario de bosques
	Explotación pesquera	Índice Trófico Marino
		Intensidad de Pesca de Arrastre
	Agricultura	Estrés por riego
		Subsidios Agrícolas
		Cultivo agrícola intensivo
		Regulación sobre Pesticidas
		Area quemada
Cambio Climático	Cambio Climático	Emisiones per cápita
		Emisiones provenientes de la Producción de Electricidad
		Intensidad de Carbono Industrial

Fuente: Yale University and Columbia University (2008), http://epi.yale.edu.

CUADRO 9
DESCRIPCIÓN DE LOS INDICADORES PARA EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO AMBIENTAL (EPI)

Indicador	Definición
Carga Ambiental de las Enfermedades	Años de vida saludable perdidos ya sea por muerte prematura o por invalidez causadas por enfermedades relacionadas con problemas ambientales
Servicios Sanitarios adecuados	Porcentaje de la población con acceso a servicios sanitarios mejorados
Agua potable	Porcentaje de la población con acceso a una fuente mejorada de agua potable
Partículas Urbanas	Niveles de PM10 (Material particulado respirable de menos de 10 micrones) en áreas residenciales de ciudades de más de 100,000 habitantes (ponderado por densidad de población)
Contaminación del aire en lugares cerrados	Porcentaje de la población utilizando combustibles sólidos (carbón, leña, etc.)
Ozono Local	Horas de concentración de ozono superiores a 85ppb (ponderado por densidad de población)
Ozono Regional	Exposición acumulada a concentración de ozono superiores a 40ppb en el día en temporada de crecimiento
Emisiones de Dióxido de Azufre (SO2)	Emisiones en toneladas métricas de Dióxido de Azufre por área poblada
Índice de calidad del agua	Índice que refleja la calidad del recurso hídrico (contempla: oxígeno disuelto, conductividad eléctrica, PH, contenido de fósforo y contenido de nitrógeno)
Estrés hídrico	Porcentaje del territorio nacional con extracción de agua mayor al 40% de los recursos disponibles
Índice de Riesgo de Conservación	Razón entre hectáreas de tierra protegidas y hectáreas de tierra convertidas a otro uso
Conservación Efectiva	Porcentaje de hábitat por bioma que ha sido conservado de manera efectiva
Protección Crítica de Hábitat	Porcentaje de sitios con especies en peligro de extinción (definidos por la Alianza para la no extinción) que son áreas protegidas
Áreas Marinas Protegidas	Porcentaje de la Zona Económica Exclusiva que está protegida
Inventario de bosques	Cambio en el volumen de inventario de bosques
Índice Trófico Marino	Pendiente de la línea de tendencia del índice trófico marino entre 1950 y 2004
Intensidad de Pesca de Arrastre	Porcentaje de la Zona Económica Exclusiva dedicada a la pesca de arrastre
Estrés por riego	Porcentaje de tierras de riego en áreas de estrés de agua
Subsidios Agrícolas	Diferencia del precio de venta de productos al exterior con relación al precio al interior (incluyendo el subsidio) en términos porcentuales respecto al precio al exterior (ajustado por costos de transporte)
Cultivo agrícola intensivo	Porcentaje de secciones de tierra de 10 x 10 km donde existe mas de un 60% de tierra dedicada al cultivo del total de secciones donde hay cultivos
Regulación sobre Pesticidas	Grado de regulación en el uso de Pesticidas. (construido mediante un sistema de puntajes contemplando aplicacion de prohibiciones de los pesticidas orgánicos mas contaminantes)
Area quemada	Porcentaje de la superficie del país que se ha quemado
Emisiones per cápita	Emisiones de seis gases de efecto invernadero en toneladas de dióxido de carbono equivalente
Emisiones provenientes de la Producción de Electricidad	Suma de las emisiones de Dióxido de Carbono generadas del uso de todo tipo de combustibles fósiles en la producción de electricidad
Intensidad de Carbono Industrial	Emisiones de Dióxido de Carbono del sector industrial divididas por el PIB industrial

Fuente: Yale University and Columbia University (2008), http://epi.yale.edu.

CUADRO 10
FUENTES DE LOS INDICADORES PARA EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO AMBIENTAL (EPI)

Indicador	Fuente
Carga Ambiental de las Enfermedades	OMS
Servicios Sanitarios adecuados	OMS-UNICEF
Agua potable	Banco Mundial (WDI) - ODM
Partículas Urbanas	Banco Mundial (WDI)
Contaminación del aire en lugares cerrados	OMS
Ozono Local	modelo MOZART II
Ozono Regional	modelo MOZART II
Emisiones de Dióxido de Azufre (SO2)	Base de datos sobre emisiones para la investigación atmosférica mundial (EDGAR)/Holanda
Índice de calidad del agua	PNUMA - GEMS/Agua
Estrés hídrico	Universidad de New Hampshire - Sistema de Análisis de Agua
Índice de Riesgo de Conservación	Cálculos basados en datos de PNUMA
Conservación Efectiva	Cálculos basados en datos de PNUMA
Protección Crítica de Hábitat	Artículo de Rickets, et. Al.
Áreas Marinas Protegidas	Proyecto "El mar a nuestro al rededor", UBC
Inventario de bosques	FAO
Índice Trófico Marino	Proyecto "El mar a nuestro al rededor", UBC
Intensidad de Pesca de Arrastre	Proyecto "El mar a nuestro al rededor", UBC
Estrés por riego	Centro Intenacional para la red de Información sobre Ciencias de la Tierra (CIESIN)
Subsidios Agrícolas	Banco Mundial, Reporte Mundial de Desarrollo
Cultivo agrícola intensivo	Centro Intenacional para la red de Información sobre Ciencias de la Tierra (CIESIN)
Regulación sobre Pesticidas	Convenciones Rotterdam y Estocolmo
Area quemada	Centro Intenacional para la red de Información sobre Ciencias de la Tierra (CIESIN)
Emisiones per cápita	Agencia Internacional de la Energía (IEA) y el Centro de Información y Análisis del Dióxido de Carbono (CDIAC)
Emisiones provenientes de la Producción de Electricidad	Agencia Internacional de la Energía (IEA) y el Centro de Información y Análisis del Dióxido de Carbono (CDIAC)
Intensidad de Carbono Industrial	Agencia Internacional de la Energía (IEA) y el Centro de Información y Análisis del Dióxido de Carbono (CDIAC)

Fuente: Yale University and Columbia University (2008), http://epi.yale.edu.

La metodología de construcción es del tipo "proximidad a la meta", por lo cual para cada uno de los indicadores se definen metas por alcanzar. Dichas metas son establecidas a partir de consensos internacionales basados en acuerdos, o a partir de consenso con expertos en el tema. La distancia a la meta de cada indicador será la base de medición del desempeño de cada nación.

CUADRO 11
METAS DE LOS INDICADORES PARA EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO AMBIENTAL (EPI)

Indicador	Meta
Carga Ambiental de las Enfermedades	0
Servicios Sanitarios adecuados	100%
Agua potable	100%
Partículas Urbanas	20 ug/m3
Contaminación del aire en lugares cerrados	0%
Ozono Local	0 excedente sobre 85 pbb
Ozono Regional	0 excedente acumulado sobre 40 ppb durante horas del día en verano
Emisiones de Dióxido de Azufre (SO2)	0 tons SO2 / tierra poblada
Índice de calidad del agua	puntaje de 100
Estrés hídrico	0% territorios bajo estrés de agua
Índice de Riesgo de Conservación	razón de 0,5
Conservación Efectiva	10%
Protección Crítica de Hábitat	100%
Áreas Marinas Protegidas	10%
Inventario de bosques	razón de al menos 1
Índice Trófico Marino	no disminuir
Intensidad de Pesca de Arrastre	0%
Estrés por riego	0%
Subsidios Agrícolas	0%
Cultivo agrícola intensivo	0%
Regulación sobre Pesticidas	22 puntos
Area quemada	0%
Emisiones per cápita	2,24 Mt CO2 eq.
Emisiones provenientes de la Producción de Electricidad	0 g CO2 per kWh
Intensidad de Carbono Industrial	0,85 tons de CO2 por $1000 (USD, 2005, PPP) de PIB industrial

Fuente: Yale University and Columbia University (2008), http://epi.yale.edu.

Las distancias a la meta de cada indicador son estandarizadas para poder realizar la posterior agregación, teniendo en cuenta que no se consideran las distancias negativas, es decir, se asigna distancia cero a cualquier valor del indicador superior a la meta. Adicionalmente, en caso de ser necesario, se realiza una transformación para corregir por sesgo distribucional.

Previo a la construcción del índice se realizan dos tareas, la primera consistente en imputar valores perdidos, y la segunda relacionada con la generación de una segmentación de países.

La imputación de valores perdidos se realiza por diversos métodos, seleccionados *ad hoc* para cada uno de los indicadores. Se exploran metodologías de imputación por medias, por regresión, y por simulación de Monte Carlo vía Cadenas de Markov.

La segmentación de países se realiza en dos etapas, primero a partir del uso del método de conglomerados jerárquicos se define el número aproximado de segmentos, y posteriormente utilizando el método de conglomerados de *k* medias, se definen los segmentos.

Una vez definidos los segmentos y realizada la imputación de valores perdidos, se construyen los pesos de cada indicador. Para ello se intentó utilizar el Análisis de Componentes Principales para dar una guía de los pesos asociados y, en ausencia de interpretación de los mismos, se utilizaron pesos iguales reajustados de acuerdo a consenso con los expertos.

El método ha sido evaluado desde la perspectiva del análisis de sensibilidad para evaluar su robustez en términos de la elección de los indicadores, la elección de los pesos, la corrección por sesgo y la metodología de agregación, resultando en conclusiones a favor de las elecciones hechas para la construcción del índice.

El cuadro 12 muestra, para cada indicador, los pesos y las metas que han sido determinados para la construcción del Índice de Desempeño Ambiental (EPI).

Debido a falta de información, cobertura limitada, inconsistencias metodológicas y baja calidad de las mediciones, varios aspectos relevantes que se consideran de importancia no son reflejados por el EPI. Estos aspectos incluyen:

– exposición a tóxicos;
– varias dimensiones de la calidad ambiental del aire;
– manejo de los desechos
– seguridad nuclear;
– seguridad en el uso de pesticidas y exposición química;
– pérdida de pantanos y humedales;
– salud de los ecosistemas de agua dulce;
– calidad y erosión en suelos agrícolas;
– exposición a metales pesados; y
– varios aspectos concernientes a las emisiones de gases de efecto invernadero.

CUADRO 12
FACTORES DE PESO DE LOS INDICADORES PARA EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO AMBIENTAL (EPI)

Categoría	Sub categoría		Indicador	
Salud Ambiental	50%	Carga Ambiental de las Enfermedades	25.0%	Carga Ambiental de las Enfermedades
	25%	Agua (Efecto en los seres humanos)	6.25%	Servicios Sanitarios adecuados
			6.25%	Agua potable
	25%	Contaminación del Aire (Efecto en los seres humanos)	5.0%	Partículas Urbanas
			5.0%	Contaminación del aire en lugares cerrados
			2.5%	Ozono Local

(Continúa)

Cuadro 12 (conclusión)

Categoría	Sub categoría			Indicador
Calidad del Aire	100%	Contaminación del Aire (Efecto en el medio ambiente)	1.25%	Ozono Regional
			1.25%	Emisiones de Dióxido de Azufre (SO2)
Recursos Hídricos	100%	Agua (Efecto en el medio ambiente)	3.75%	Índice de calidad del agua
			3.75%	Estrés hídrico
Biodiversidad y Hábitat	100%	Biodiversidad y Hábitat	7.5% a repartir dependiendo de la existencia de sitios en riesgo	Índice de Riesgo de Conservación
				Conservación Efectiva
				Protección Crítica de Hábitat
				Áreas Marinas Protegidas
Recursos Naturales Productivos	33%	Bosques	2.5%	Inventario de bosques
	33%	Explotación pesquera	1.25%	Índice Trófico Marino
			1.25%	Intensidad de Pesca de Arrastre
	33%	Agricultura	0.5%	Estrés por riego
			0.5%	Subsidios Agrícolas
			0.5%	Cultivo agrícola intensivo
			0.5%	Regulación sobre Pesticidas
			0.5%	Area quemada
Cambio Climático	100%	Cambio Climático	8.33%	Emisiones per cápita
			8.33%	Emisiones provenientes de la Producción de Electricidad
			8.33%	Intensidad de Carbono Industrial

Fuente: Yale University and Columbia University (2008), http://epi.yale.edu.

Índice de Sostenibilidad Ambiental (Environmental Sustainability Index (ESI))

El Índice de Sostenibilidad Ambiental (Yale University and Columbia University, 2005) se construye con el objetivo de constituirse en una medida basal que permita a las Naciones evaluar la forma en que se protege al medio ambiente en las próximas décadas, para lo cual plantea la integración de un conjunto de indicadores relacionados con los niveles pasados y presentes de contaminación, los esfuerzos de gestión ambiental, la capacidad de la sociedad para mejorar su desempeño ambiental, entre otros.

El ESI mide el impacto, las respuestas y vulnerabilidad humana ante cambios en el medio ambiente, así como la capacidad social de lidiar con el estrés ambiental y la contribución de cada nación a la gestión global.

Los indicadores y variables propuestos por el ESI se basan en el modelo de política ambiental denominado "*Presión – Estado – Respuesta*" (PER). Los aspectos y variables incorporados fueron seleccionados por medio de una revisión extensa de la literatura ambiental, tomando en consideración la accesibilidad de los datos así como los comentarios de expertos, científicos y tomadores de decisiones.

El ESI utiliza 21 indicadores de sostenibilidad ambiental que se agrupan en cinco grandes categorías con los siguientes argumentos:

Sistemas ambientales: una nación está más cercana a la sustentabilidad ambiental en tanto que sus sistemas vitales ambientales se mantengan cercanos a niveles saludables, de preferencia mejorando y no deteriorándose.

Reducción de la vulnerabilidad humana ante el estrés ambiental: una nación está más cercana a la sustentabilidad ambiental en tanto que las personas y los sistemas sociales no sean vulnerables a fenómenos ambientales que afecten el bienestar básico humano,

Reducción del estrés ambiental: una nación está más cercana a la sustentabilidad ambiental en tanto que los niveles de estrés antropogénico sean suficientemente bajos como para no generar daños a los sistemas ambientales.

Gestión global: una nación está más cercana a la sustentabilidad ambiental en tanto que coopere con otras naciones en el manejo de problemas ambientales comunes, reduciendo a su vez el efecto negativo de los impactos ambientales fuera de sus fronteras a niveles que no causen daños serios.

Capacidad social e institucional de respuesta a retos ambientales: una nación está más cercana a la sustentabilidad ambiental en tanto que tenga instituciones, patrones sociales y redes que generen respuestas efectivas a los retos ambientales.

El Índice de Sostenibilidad Ambiental es el promedio ponderado de los 21 indicadores antes descritos. En este sentido es un índice construido a partir de pesos iguales, ello justificado por la dificultad de tener unos pesos globalmente aplicables. Por su parte, para la construcción de cada indicador a partir de las variables que lo conforman también se utilizan factores de peso idénticos.

Debido a que existe una gran cantidad de datos faltantes, se utilizan técnicas de imputación *ad hoc* para cada variable, en particular: el método de simulación de Monte Carlo vía cadenas de Markov, enfoque basado en modelos de regresión y el algoritmo de maximización – expectación.

Para poder hacer comparables los indicadores entre países, y hacer más sencilla la agrupación de las variables en los indicadores correspondientes, dichas variables son transformadas de distintas formas, utilizando estandarizaciones por medio del *Score z,* y en donde se requiere, "suavizando" las colas de las distribuciones para obtener menores datos atípicos por medio de métodos como el de *winsorización*[7]. También se utilizan transformaciones cuando el sesgo de las distribuciones de las variables es muy notorio.

---

7 Método consistente en "contraer" los datos extremos al acercarlos a la observación no extrema más cercana. Requiere la definición de dato extremo mediante límites ya sea cuantílicos, o de rango asociado a la media mas menos cierto número de desviaciones estándar.

CUADRO 13
INDICADORES Y VARIABLES PARA EL ÍNDICE DE SOSTENIBILIDAD AMBIENTAL (ESI)

Grupo	Indicador	Variable
Sistemas Ambientales	Calidad del Aire	Concentración de NO2 por habitante urbano (microgramosg/metro cúbico)
		Concentración de SO2 por habitante urbano (microgramosg/metro cúbico)
		Concentración de Total de Partículas Suspendidas por habitante urbano (microgramosg/metro cúbico)
		Porcentaje de hogares usando combustible sólido en la vivienda
	Biodiversidad	Porcentaje del territorio que es región ecológica en peligro
		Porcentaje de especies de pájaros en el país que están en peligro
		Porcentaje de especies de mamíferos en el país que están en peligro
		Porcentaje de especies de anfibios en el país que están en peligro
		Índice de biodiversidad nacional
	Tierra	Porcentaje de tierra teniendo bajos impactos antropogénicos
		Porcentaje de tierra teniendo altos impactos antropogénicos
	Calidad del Agua	Concentración de oxígeno disuelto (miligramos por litro)
		Conductividad Eléctrica (microsiemens por centímetro)
		Concentración de Fósforo (miligramos por litro)
		Partículas suspendidas (miligramos por litro)
	Cantidad de Agua	Disponibilidad de agua dulce per cápita (miles de metros cúbicos per capita)
		Disponibilidad de agua subterránea per cápita (miles de metros cúbicos per capita)
Reducir la vulnerabilidad humana	Salud Ambiental	Tasa de mortalidad por enfermedades intestinales infecciosas
		Tasa de mortalidad infantil por enfermedades respiratorias
		Tasa de mortalidad de menores de 5 años por 1000 nacidos vivos
	Sostenibilidad básica humana	Porcentaje personas con desnutrición del total de la población
		Porcentaje de la población con acceso a fuentes mejoradas de agua
	Reducción de vulnerabilidad a desastres naturales	Promedio de muertes por millón de habitantes debido a ciclones, inundaciones o sequías entre 1980 y 2000
		Indice de exposición al riesgo ambiental
Reducción del Estrés Ambiental	Reducción de la contaminación del aire	Consumo de carbón por área poblada (terajoules por km^2)
		Emisiones de NOx antropogénicas por área poblada (toneladas métricas por km^2))
		Emisiones de SO2 antropogénica por área poblada (toneladas métricas por km^2))
		Emisiones de VOC (Componentes orgánicos volátiles) antropogénica por área poblada (toneladas métricas por km^2))
		Vehículos en uso por área poblada (vehículos por km^2))
	Reducción del estrés de los ecosistemas	Tasa de cambio de la cobertura de bosques entre 1990 y 2000
		Porcentaje de la superficie con exceso de acidificación como resultado de depósitos antropogénicos de azufre
	Reducción de la presión de población	Cambio porcentual en la población proyectada entre 2004 y 2050
		Tasa global de fecundidad
	Reducción de la presión de consumo y desechos	Huella Ecológica per cápita (hectáreas de tierra biológicamente productiva requeridas per cápita)
		Porcentaje de desechos que son reciclados
		Generación de desechos peligrosos (toneladas métricas)
	Reducción del Estrés hídrico	Emisiones de contaminantes orgánicos industriales del agua por total de agua dulce disponible (toneladas métricas por kilómetro cúbico)
		Consumo de fertilizantes por hectárea de tierra cultivable
		Consumo de pesticidas por hectárea de tierra cultivable
		Porcentaje del país bajo severo estrés de agua
	Administración de los recursos naturales	Sobreexplotación de pesca
		Porcentaje del área de bosques certificada por manejo Sostenible (certificadores: FSC / PEFC)
		Encuesta del foro económico mundial en subsidios
		Área salinizada debido al riego como porcentaje del total de tierra cultivable
		Subsidios agrícolas

(Continúa)

Cuadro 13 (conclusión)

Grupo	Indicador	Variable
Gestión Global	Participación en esfuerzos de colaboración internacionales	Número de miembros en organizaciones ambientales intergubernamentales
		Contribución a financiamiento internacional y bilateral de proyectos ambientales
		Participación en acuerdos ambientales internacionales
	Emisiones de gases de efecto invernadero	Emisiones de Carbono por millón de dólares de PIB
		Emisiones de Carbono per cápita
	Reducción de las presiones ambientales transfronterizas	Exportaciones de SO2
		Importación de bienes contaminantes como porcentaje del total de bienes y servicios importados
Capacidad Social e Institucional	Gobernabilidad ambiental	Razón del precio de la gasolina con respecto al precio promedio mundial
		Medida de corrupción
		Efectividad gubernamental
		Porcentaje de área total protegida
		Encuesta del Foro económico mundial sobre gobernabilidad ambiental
		Regulaciones de ley
		Iniciativas de la Agenda 21 local por millón de habitantes
		Libertades Civiles y Políticas
		Porcentaje de variables faltantes de la CGSDI
		Organizaciones miembro del IUCN por millón de habitantes
		Creación de conocimientos en ciencias ambientales, tecnología y políticas
		Medida de democracia
	Eco eficiencia	Eficiencia energética
		Producción de energía hídrica y renovable como porcentaje del total de energía producida
	Receptividad del Sector Privado	Indice grupal de sustentabilidad Dow Jones
		Promedio de empresas de nivel "EcoValue" establecidas en el país
		Número de compañías certificadas ISO 14001 por PIB
		Encuesta del foro económico mundial sobre innovación ambiental en el sector privado
		Participación en programas responsables de la la asociación de productores de químicos
	Ciencia y Tecnología	Índice de Innovación
		Índice de acceso digital
		Tasa de conclusión de la educación primaria en mujeres
		Tasa de matriculación en educación superior
		Número de investigadores por millón de habitantes

Fuente: Yale University and Columbia University (2005), http://www.yale.edu/esi/.

La construcción de los indicadores se realiza entonces a través de la suma ponderada de las variables que lo conforman, por medio del uso de pesos iguales, siendo posible la agregación debido a que al estar estandarizadas las variables por medio del *score z* tienen la misma escala de valores.

Para evaluar la calidad del Índice de Sostenibilidad Ambiental, se realiza un análisis de sensibilidad en los siguientes ámbitos: (i) selección de variables, (ii) tratamiento de valores faltantes, (iii) selección del modelo de agregación y (iv) generación de pesos. Esto se realiza buscando la robustez del índice.

Los resultados del Índice de Sostenibilidad Ambiental están sujetos a numerosas fuentes de incertidumbre, haciendo incompleto el conocimiento global de la sostenibilidad ambiental y la precisión de las conclusiones debido a los errores de medición y a la gran cantidad de datos faltantes. En el último caso se puede sin embargo hacer análisis para medir el margen de error que generan los datos faltantes.

XIII. Presentación, visualización y diseminación del indicador

Ya se ha comentado que el proceso de diseño y construcción de un indicador compuesto está motivado por la relevancia política del tema tratado y debe poder necesariamente contribuir a la toma de decisiones informadas. Asimismo, su diseminación debería potenciar la resonancia comunicacional que se pretenda producir con relación al tema estudiado. No se debe desconocer que, tal como lo expresa el principio 10, de la Declaración de Río sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo (Naciones Unidas, 1992) trascrito en la introducción de éste trabajo, toda iniciativa en pro del desarrollo de un indicador compuesto deberá estar orientada por una demanda potencial puesta de manifiesto por los actores sociales que pudieran estar vinculados al área de incumbencia considerado por el indicador. Estos grupos de interés suelen ser diversos y dispersos por lo que es necesario considerar una estrategia comunicacional para favorecer su amplia diseminación.

El diseño de una estrategia comunicacional de difusión supone una simplificación adicional al propio proceso de desarrollo del indicador ya que, por lo general, los tomadores de decisiones suelen destinar poco tiempo al estudio y análisis de los temas, delegando en los cuadros técnicos esta labor y por lo tanto, demandando que los resultados les sean presentados de la manera más concisa y sintética posible. Es allí donde el indicador compuesto juega un rol protagónico debido a la simplificación que éste debería motivar, entendida esta con una connotación manifiestamente positiva.

La manera en que se debe presentar el indicador no es trivial. Vivimos una época en la que abunda la información pero escasea la atención del usuario. Por ello, su presentación debe comunicar una imagen que facilite su visualización rápida y precisa. El diseño visual de su presentación debe proveer señales claras que alerten y expongan situaciones extraordinarias y permitan identificar las posibles áreas de intervención.

Formatos de presentación

Presentación en Tablas

La forma más simple de presentar la información, aunque tal vez la menos amigable, es tabulando los resultados. Independientemente del formato que se escoja para presentar los resultados, siempre será conveniente proveer de documentación adicional en la que se conste con detalle la metodología adoptada, así como las tablas con la información que alimenta al indicador y los respectivos metadatos.

Cuando se muestran datos tabulados en necesario adoptar algún criterio para presentar la información de manera ordenada. Usualmente se suelen exhibir los resultados ubicando, por ejemplo, los países por orden alfabético y/o agrupándolos en subregiones. Otras veces la presentación de los resultados se categoriza de acuerdo a otros criterios clasificatorios como por ejemplo si se los separa según los niveles de ingreso per cápita. Sin embargo, si la tabla tiene el objetivo de mostrar el indicador compuesto podría ser conveniente listarlo conforme a un ordenamiento decreciente.

Gráficos de barras

En este caso las unidades de análisis suelen ubicarse en el eje vertical y los valores de indicador compuesto en el horizontal. En este caso y gracias al uso de colores o grisados, es posible expresar conjuntamente los valores del indicador en varios períodos del tiempo. Cuando se opta por este formato, es importante ordenar las unidades de análisis según el valor de indicador, de menor (arriba) a mayor (abajo) de manera tal de configurar una suerte de pirámide. Así mismo, puede ser conveniente fijar lineas de corte en las que se exprese el valor promedio sobre toda la población, en el caso de tratarse con unidades de análisis que son países, el valor promedio mundial, por ejemplo. El uso de colores o tramas pueden, a su vez, ser usados para representar criterios de clasificación adicionales sin embargo, pueden también dar lugar a confusión y distraer la atención del observador. No obstante ello, este formato es, por lo general, claro y de fácil comprensión.

Listado del ordenamiento o ranking

Cómo se comentó previamente, una forma rápida de expresar los resultados es mediante la representación del desempeño de las unidades de análisis mediante una lista decreciente de los mismos según los valores obtenidos. Si se dispusiera de información calculada en 2 períodos de tiempo, puede ser conveniente mostrar también, los cambios en términos de posiciones ganadas (+) o perdidas (-) por dichas unidades, durante el intervalo respectivo. La ilimitación de este formato es que no se muestran la diferencias de desempeño de cada una de ellas, que pudieran estár expresadas en el valor absoluto del indicador.

Gráficos de líneas

Cuando se dispone de información obtenida en varios momentos del tiempo y la cantidad de unidades de análisis no es demasiado extensa puede ser conveniente representar los resultados en forma de gráficos de líneas. En estos gráficos se puede expresar una gama de posibilidades: (i) la evolución de los niveles absolutos del indicador, (ii) los crecimientos en términos absolutos, es decir, los porcentajes o tasas de variación en relación al año anterior, (iii) la evolución del índice con asiento en un año base (base 100, por ejemplo); en este caso todos las unidades de análisis parten del mismo valor en un dado año, o (iv) la indización de los crecimientos. Una recomendación que puede realizarse cuando se vuelque la información en reportes y medios para su difusión, es aprovechar el potencial de los programas graficadores al máximo posible, por ejemplo, combinando la selección adecuada de símbolos, la tipografía, el diseño general del gráfico y el suavizado de las líneas para que no aparezcan quebradas. Así mismo, en los casos en que se tengan numerosos registros en el tiempo, es decir, que el indicador compuesto constituya una serie temporal propiamente dicha, puede ser interesante, además de representar punto por punto, analizar la tendencia. Para ello pueden graficarse también las medias móviles del indicador calculadas sobre una cantidad conveniente de períodos.

Señales de tráfico

En este caso, para cada valor del indicador compuesto e incluso también para los sub-indicadores que lo componen, es posible expresar los resultados mediante señales de tráfico o “emoticones”[8]. Esto puede realizarse cuando la información que se muestra está ligada al desempeño de metas concretas o cuando

8 Emoticones o caras de Chernoff. Estás últimas permiten representar datos en múltiples dimensiones. Cada punto (país) se representa por una cara, que se describe mediante sus características faciales (excentricidad de la cara, del ojo, tamaño de la pupila, ángulo de las cejas, tamaño de la nariz, forma de la boca, etc.)

interesa expresar los cambios acontecidos. En tal sentido, la escala a considerar es más o menos evidente: Rojo/Triste=bajo desempeño, Amarillo/Indiferente=sin cambios apreciables, y Verde/Sonriente= Mejora sustantiva. Dos comentarios caben. En primer lugar, es necesario establecer un criterio de corte coherente al categorizar cada una de las tres posibilidades. En segundo lugar, cuando se utilizan colores debe tenerse en cuenta que, muchas veces la información es reproducida en fotocopias o impresiones en blanco y negro. Por lo cual, el color se puede perder. Esto vale también para cualquier otro tipo de representación en la que los colores representen algún significado.

Pictogramas

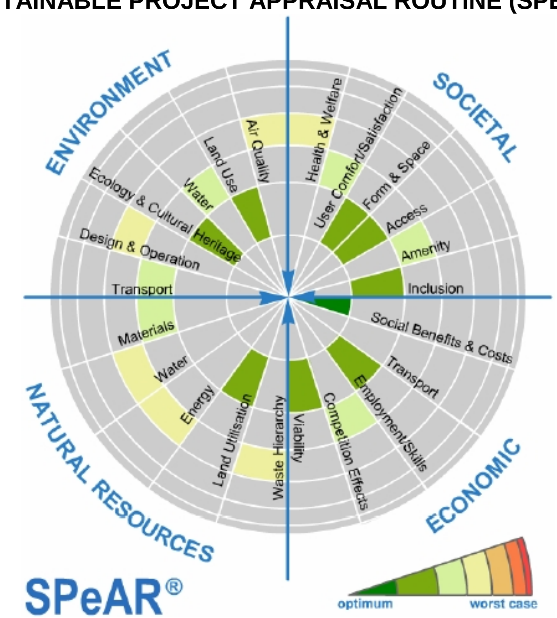
Expresan con dibujos alusivos al tema de estudio las frecuencias de las modalidades de una variable o su nivel de magnitud. Estos gráficos se hacen representado a diferentes escalas un mismo dibujo. El escalamiento de los dibujos debe ser tal que el área de cada uno de ellos sea proporcional a la frecuencia de la modalidad que representa o a su valor. Este tipo de gráficos suele usarse en los medios de comunicación, para que sean comprendidos por el público no especializado, sin que sea necesaria una explicación demasiado compleja.

Gráficos de radar o telearaña

En un gráfico de radar, también conocido como diagrama de telaraña, la información de tres o más variables de cada unidad de análisis se ubica en el perímetro del radar. Es una herramienta muy útil para mostrar visualmente las brechas entre el estado actual y la situación ideal o meta a alcanzar. En el gráfico se ubican los valores númericos, aumentando en valor, desde el centro hacia el perímetro donde alcanza su valor máximo admitido. De esta forma, el usuario puede determinar, con solo un vistazo, cómo varios sub-indicadores específicos están relacionados con el desempeño de los demás. Para evitar confusiones, es conveniente normalizar todas las variables que participen del gráfico sobre la base de una misma escala, por ejemplo de 0 a 100 ó de 0 a 1.

En estrecha vinculación con este tipo de diagrama vale la pena mencionar el Sustainable Project Appraisal Routine (SPeAR®) cuya representación del estado de avance hacia la sostenibilidad, se realiza en cuatro cuadrantes dentro de los cuales, a su vez, se representa varias variables. Así mismo, utiliza una escala de colores que van de verde (mejor) a rojo (peor situación). La principal limitación de esta representación es que sólo muestra el desempeño de una unidad de análisis en un instante particular.

GRÁFICO 5
SUSTAINABLE PROJECT APPRAISAL ROUTINE (SPEAR®)



Fuente: ARUP, http://www.arup.com/environment/feature.cfm?pageid=1685.

Diseño de información

Bases conceptuales para su definición

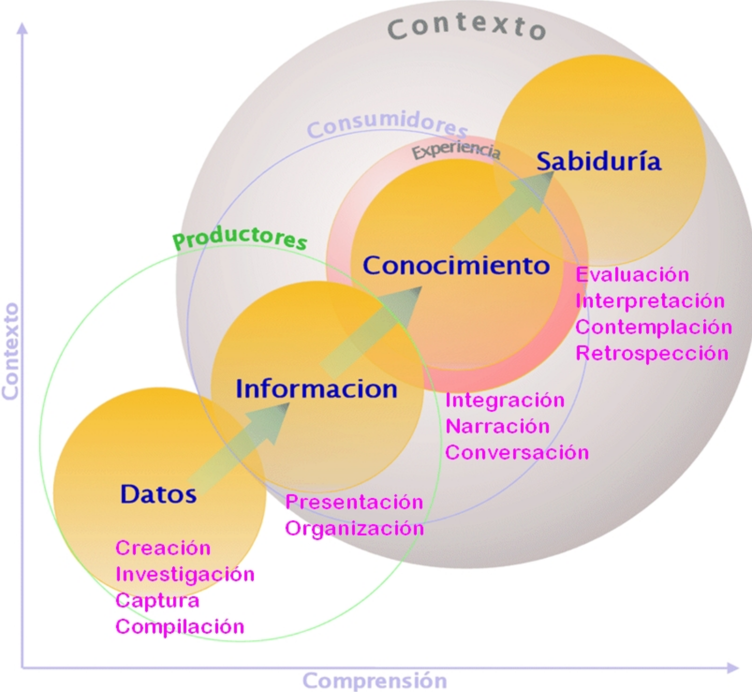
Intentando ir un poco más allá de la representación gráfica simplificada de los indicadores compuestos resultantes y sus componentes, tal como lo hemos expuesto aquí, vale la pena comentar, aunque sea, con brevedad una nueva tendencia que intenta vincular el uso de estadísticas y datos cuantitativos con el diseño y cuyo fin es facilitarle al usuario la labor de búsqueda, exploración y análisis de la información al vincularlo con una verdadera experiencia. Se ha denominado a este espacio de actividad transdisciplinaria como el diseño de información (*information design*).

Bajo el título de *diseño de información* se quiere caracterizar al uso de gráficos, figuras, símbolos y narrativas cuya finalidad última será:

- comunicar ideas,
- ilustrar información de manera amigable sin que ello implique la pérdida de contenido y
- expresar relaciones causales por medio de un soporte visual.

El objetivo que se persigue en todo diseño de información es clarificar, concitar la atención y convencer sobre el contenido de un mensaje que se desea transmitir. Por esta razón, el diseño de información busca mediar y acotar las brechas que existen entre las distintas jerarquías de los saberes. Con esto nos queremos referir a la evolución que se produce cuando se pasa de los meros datos (que son simples hechos carentes de contexto), a la información (que puede definirse como datos destilados y puestos en un contexto de significado), hacia el conocimiento (que es aquel patrón cuya medida de interés para el usuario supera un cierto umbral de comprensión) y, finalmente, hacia el último nivel de entendimiento que sería el de la sabiduría o meta-conocimiento (que se suscita cuando se pueden combinan los patrones comprendidos a situaciones nuevas) (véase el gráfico 6).


GRÁFICO 6
JERARQUÍAS DE LOS SABERES



Fuente: Dürsteler (2007).

La principal premisa desde la cual se asume la necesidad de realizar un adecuado diseño de información es que el entorno y diseño gráfico, esto es: la forma (tamaño, posición, orientación, estilo y textura), el color (tonalidad, densidad y contraste), la funcionalidad y la interactividad que rodea a cualquier contenido impactan en la manera que este es interpretado. Ello hace suponer que cualquier contenido de información se torna relevante si, por un lado está en un contexto particular, y por el otro se determina una estrategia para su difusión. En tal sentido, el diseño de información como táctica comunicacional, busca representarla visualmente para lograr la interiorización del conocimiento mediante su percepción gracias a que, por medio del diseño, se facilita la identificación patrones, causalidades, tendencias y objetivos; se posibilita el contraste con hechos estilizados y se representa un mensaje a través de la conformación de narrativas visuales. La información al diseñarse debe estimular una experiencia y es de la experiencia donde surge el conocimiento. Ello es posible gracias al diseño de información.

Así como la economía tiene el objetivo de promover la gestión de los recursos materiales, que son escasos, el diseño de información (la *infonomía*) procuraría gestionar los recursos de información en un contexto de escasez atencional como en el que hoy vivimos a plena luz de la sociedad de conocimiento. Por eso, combinando la gama de posibilidades como la que se muestra en el gráfico 7 junto con textos y frases, tablas, grafos, diagramas de causa-efecto, metáforas visuales (fotos), *sparklines*, etc., es posible diseñar el contenido de un mensaje complejo en un espacio reducido.

GRÁFICO 7
ALGUNAS HERRAMIENTAS PARA EL DISEÑO DE INFORMACIÓN

Fuente: Elaboración propia a partir de imágenes aisladas tomadas de Internet.

Una vez calculado el indicador compuesto así como los sub-indicadores asociados, y con la finalidad de organizar el ejercicio de diseño de información vale la pena pasar revista a las siguientes preguntas:

¿Qué mensaje clave se desea transmitir?

¿Cuál será la audiencia objetivo?

¿Qué resultados se esperan de la difusión?

¿Cuál información se expondrá y cuál será excluida?

¿Cómo se la presentará?

¿Qué medio se usará para la difusión?

De la misma forma, a medida que se van respondiendo estas preguntas se va definiendo la pauta sobre la cual se realizará el diseño. Debe tenerse en cuenta que la realización de esta labor se encuentra a mitad de camino entre ciencia y arte. Es por ello que no hay reglas generales de aplicación. Sin embargo, valgan las siguientes recomendaciones, que pueden resultar ambiguas, pero que de seguro contribuirán a orientar el proceso de diseño:

1 - Priorizar lo importante

2 - Tomarse tiempo en el diseño

3 - Proveer un contexto

4 - Procurar la simplicidad visual y evitar a exuberancia

5 - Contrastar las diferencias

6 - Usar lenguaje accesible

7 - Clarificar con documentación anexa y enlaces

8 - Procurar que los gráficos definan una narrativa en sí misma

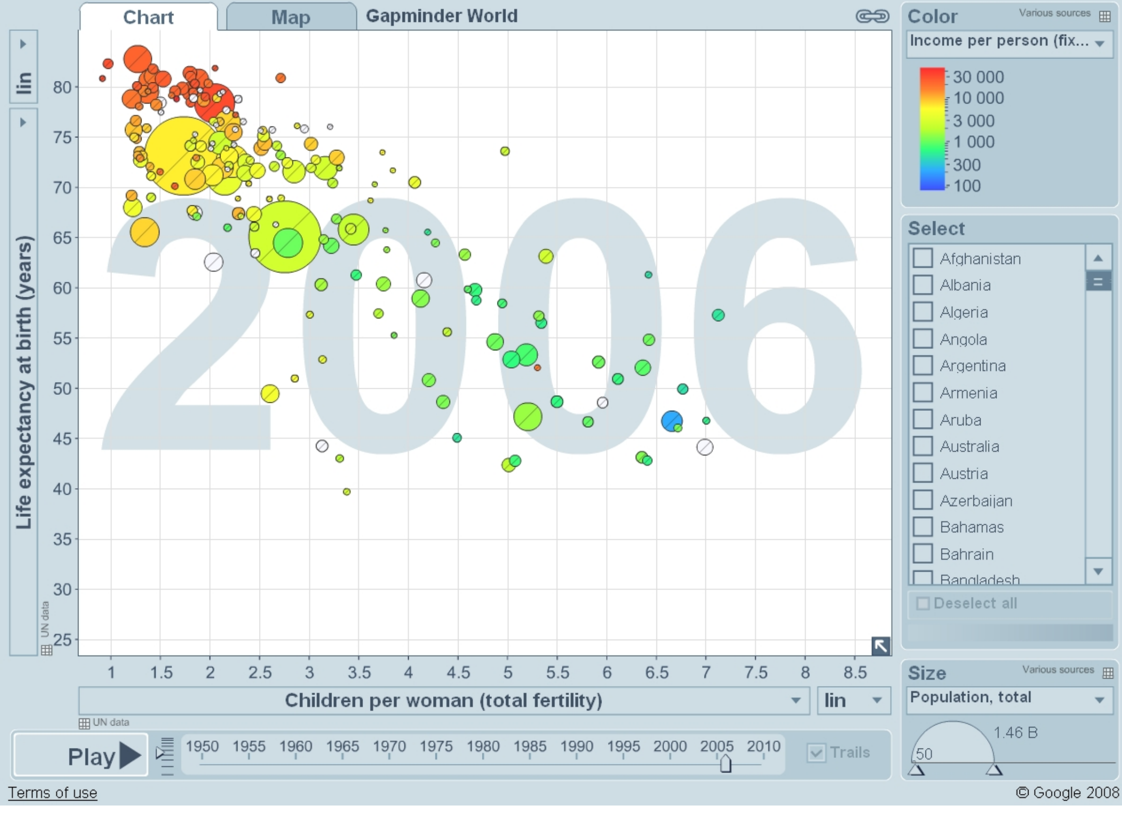
9 – Emplear metáforas, por ejemplo a través del uso de pictogramas

10 - Evaluar la labor realizada e iterar

Algunos ejemplos

A continuación y con el fin de aterrizar lo expresado en la sección anterior valga el siguiente inventario (no exhaustivo) de excelentes ejemplos de diseño de información. Para comenzar vale la pena citar el Trendalyzer (http://graphs.gapminder.org/world/) diseñado por la Organización sin fines de lucro Gapminder y luego adquirido por la empresa Google. El gráfico 8 muestra este interesante dispositivo.

GRÁFICO 8
EL TRENDALYZER DE GAPMINDER

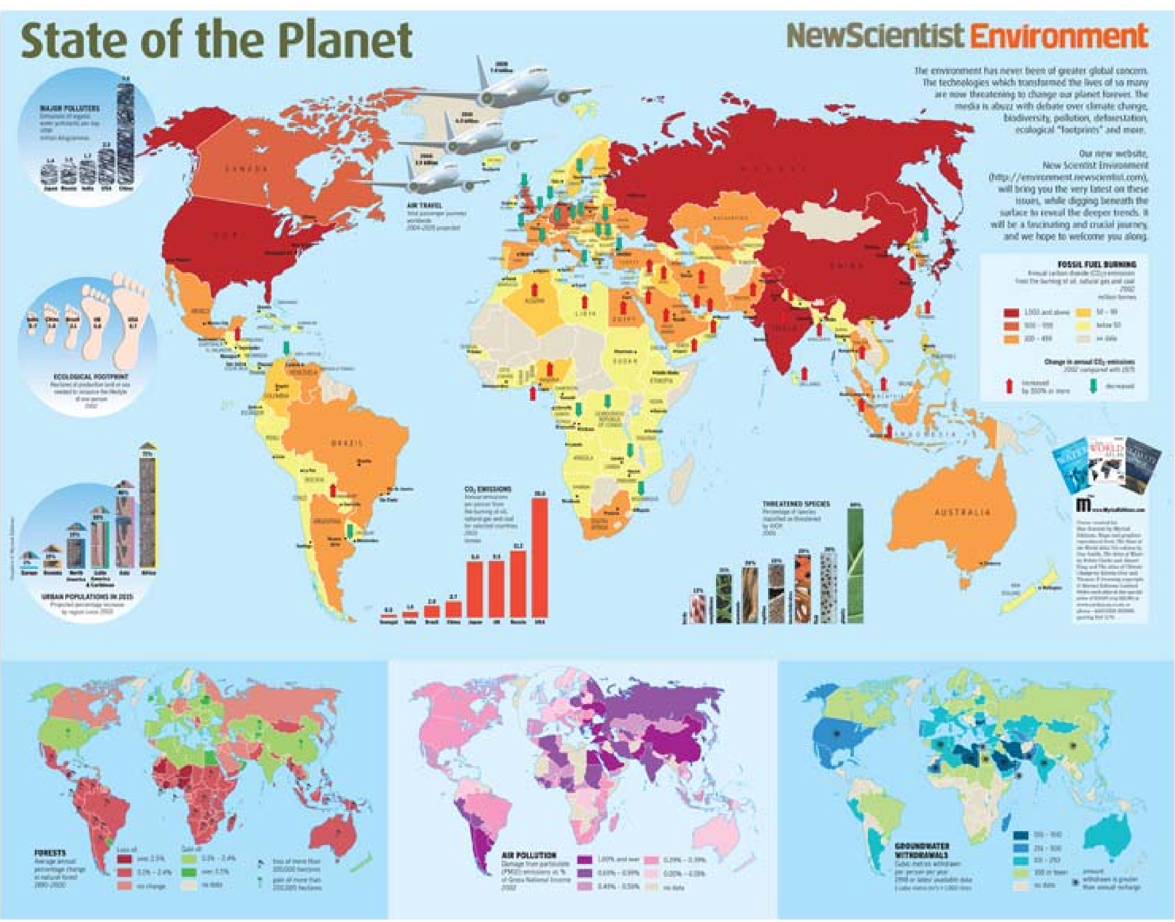


Fuente: Gapminder.org.

Lo interesante de este diseño es su capacidad de interactividad y el potencial que posee de mostrarnos simultáneamente la evolución en el tiempo de hasta 4 variables (ordenadas y absisas, tamaño y color de los puntos). Se podría argüir que este tipo de simulación con información involucra altos costos de diseño. Sin embargo, al día de hoy el uso de esta aplicación esta disponible para todo usuario accediendo al sistema de planillas de cálculo en línea que provee la empresa Google (http://docs.google.com/), desde donde será posible incrustar la aplicación implementada en cualquier otro sitio web. Sobre la base del *Gapminder,* la sede de las Naciones Unidas en Nueva York implemento este sistema para mostrar los avances en dirección al cumplimiento de las metas del milenio. Los indicadores asociados a cada una de las metas puede consultarse en: http://mdgs.un.org/unsd/mdg/Trendalyzer/index.html. Muy parecida a esta iniciativa el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) realizó una presentación interactiva del Informe de Desarrollo Humano (2005), bajo el título: Tendencias del Desarrollo Humano (2005) (http://www.gapminder.org/GapminderMedia/GapTools/HDT05L/application.swf), y que se relaciona con el Índice de Desarrollo Humano que se presenta en el siguiente capítulo.

Sin embargo, muchas veces la información debe presentarse en formatos gráficos que no poseen la versatilidad e interactividad que facilita el uso de la Internet. En tales casos, es necesario adecuar los contenidos a este formato eminentemente estático. Ello no significa que, diseño mediante, puedan realizarse infografías notables, como el caso que se muestra en el gráfico 9, en que se exponen simultáneamente diez variables.

GRÁFICO 9
EJEMPLO DE DISEÑO DE INFORMACIÓN EN FORMATO GRÁFICO



Fuente: New Scientist map © Myriad Editions Ltd/ www.MyriadEditions.com.

Asimismo, es posible combinar los medios de difusión. Un caso interesante es el realizado por Richard Saul Wurman, uno de los creadores del diseño de información, que combinó la presentación de un libro con un sitio web donde se muestran numerosos aspectos de la sociedad norteamericana (http://www.understandingusa.com/).

Cierto es que siempre será mucho más difícil partir de la nada. Si se tuviera alguna intuición acerca de lo que se busca se facilitaría enormemente la labor. Por eso, antes de iniciar la tarea de bosquejar un diseño puede ser muy útil identificar algún ejemplo interesante que nos dé una pauta acerca de los que se desea realizar. Valga citar el blog http://disenodeinformacion.blogspot.com/ en que se podrán encontrar numerosos ejemplos que bien podrían adecuarse a lo buscado.

Conclusiones y consideraciones finales

Los indicadores compuestos pueden ser útiles herramientas del proceso de toma de decisiones en el ámbito de diseño, implementación y evaluación de políticas públicas, siempre y cuando se cumpla toda una serie de elementos que a lo largo de este manuscrito se ha procurado destacar y explicitar, de la manera más sencilla posible pero sin perder rigor técnico.

Partiendo del elemento básico que establece que la construcción de un indicador compuesto requiere una necesidad explícita previa que justifique su construcción, el presente documento ha descrito las más recientes metodologías aplicadas al procesamiento, cálculo y análisis de indicadores compuestos. Se han considerado los principales aspectos metodológicos involucrados en el proceso de establecimiento de un marco conceptual, de selección de indicadores, análisis, normalización y agregación de las variables que componen un indicador sintético.

CUADRO 14
RESUMEN DE LAS PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS DE LOS INDICADORES COMPUESTOS RELACIONADOS CON EL MEDIO AMBIENTE Y LA SOSTENIBILIDAD

Indicador	Países	Variables	Normalización	Pesos	Agregación
• Índice de Desarrollo Humano (IDH), PNUD	177	3	$\frac{x_t^i - \min x}{\max x - \min x}$	Iguales	$\frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3} y_t^i$
• Índice de Desempeño Ambiental (EPI), Yale Univ.	133	16	100 = el mejor 0 = el peor	ACP + Expertos	$\sum_{i=1}^{p} w_i y_t^i$
• Índice de Sostenibilidad Ambiental (ESI), Yale & Columbia Univ.	146	76	Z-Score	Iguales	$\frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p} y_t^i$
• Índice de Ahorro Genuino, Banco Mundial	104	5	Monetizado	Iguales	$\sum_{i=1}^{p} y_t^i$
• Índice de Bienestar Económico Sostenible, Hamilton/Saddler	6	25	Monetizado	Iguales	$\sum_{i=1}^{p} y_t^i$
• La Huella Ecológica, Univ. British Columbia	148	depende	Transformación en km^2	Iguales	$\sum_{i=1}^{p} y_t^i$
• Índice del Planeta Vivo, World Wild Fund	-	1100	$\frac{x_t^i}{x_{t-1}^i}$	Iguales	$\sqrt[p]{\prod_{i=1}^{p} \frac{x_t^i}{x_{t-1}^i}}$

Fuente: Elaboración propia sobre la base de los casos analizados.

Asimismo, se presentaron las principales iniciativas realizadas, con particular énfasis en las experiencias relacionadas con la definición de indicadores compuestos que buscan evaluar la sostenibilidad del desarrollo de los países y aquellos casos que se aplicaron al análisis y tratamiento integrado del medio ambiente. En la tabla 14, quedan resumidas las principales características de los indicadores comentados.

Cómo se ha explicitado en el documento, el empleo de indicadores compuestos no queda exento de limitaciones y críticas, muchas de las cuales fueron expuestas en este documento. La controversia a favor o en contra de su uso probablemente siga abierta. No obstante, sea que se considere a esta metodología como válida o no para describir de manera sintética el comportamiento integrado de numerosas variables acerca de un tema, es insoslayable que en algún momento los analistas y técnicos estarán en presencia de ellos. Es de esperarse que este documento sirva para dar luz acerca de cómo éstos son diseñados y cuáles son las etapas de su construcción y así poder comprender los alcances de la metodología subyacente. Con todo, los indicadores compuestos no deben ser vistos como un objetivo en sí mismo, sino como un punto de partida para el debate acerca de una cuestión relevante y, de esta forma, permita atraer el interés y la inquietud de aquellos grupos vinculados al tema analizado.

A lo largo del documento se detallan etapas secuenciales, destacándose la importancia del cuidado metodológico que se imprima en cada una de ellas como elementos para para poder llegar a tener indicadores compuestos confiables y útiles. La necesidad de disponer de bancos de información adecuados es tan importante como la calidad en la definición de los ponderadores que generen el índice compuesto. No se recomienda en ninguna forma el tratar de construir indicadores compuestos cuando la base de los mismos, la etapa de construcción de estadísticas e indicadores básicos, no han sido suficientemente desarrolladas de forma que se disponga de indicadores y estadísticas de calidad, confiables y útiles, que permitan que los indicadores compuestos que se construyan a partir de ellas reflejen adecuadamente la realidad que se pretende comprender.

Se ha destacado a lo largo del documento que en el contexto del Desarrollo Sostenible existen diversas aproximaciones con respecto al marco conceptual que se puede seleccionar, algunas de las cuales han sido adoptadas por varios países de América Latina y el Caribe para dar inicio a la posibilidad de generar listados de indicadores de desarrollo sostenible, que posteriormente permitan construir indicadores compuestos. Sin embargo existen ciertos retos y desafíos que deben alcanzarse para poder dar ese paso en la región. La disponibilidad de información es limitada y es fundamental reforzar esa área en los países.

Por otro lado se encuentra el desafío de capacitar a los funcionarios públicos para que sean capaces de generar e interpretar indicadores compuestos construidos con rigor conceptual y metodológico (principal motivación para el diseño de la presente guía).

Nos ha tocado vivir en un momento de profundos cambios paradigmáticos: estamos en la sociedad del conocimiento. Nunca como hoy, la velocidad de los cambios ha tenido tanto impulso y nunca como hoy ha resultado tan complicado alcanzar una imagen de contexto que nos permita obtener conocimiento de los distintos aspectos de la realidad económica, social y ambiental desde una perspectiva sistémica. No es posible conocer cómo se desempeñan, integradamente, los sistemas socio-económicos y los ambientales si no se poseen herramientas de información que nos provean las señales necesarias para comprender cómo éstos evolucionan y cómo esa evolución puede compararse entre países o regiones. Es aquí donde el uso de indicadores compuestos puede constituirse en una valiosa herramienta de trabajo.

Bibliografía

Berumen, S. A., (2004) Construcción y Análisis del Índice de Calidad de Vida en Guatemala (PQIL), en Estudios Económicos de Desarrollo Internacional, vol. 4 no. 002.

Box, G. E. P. y Cox, D. R. (1964). An analysis of transformations. Journal of the Royal Statistical Society, Series B 26, 211 - 246.

Castro Bonaño. J. M. (2002), Indicadores de Desarrollo Sostenible Urbano: Una Aplicación para Andalucía, Tesis Doctoral, Universidad de Málaga http://www.eumed.net/tesis/jmc/

Cattell, R. B. (1965). Factor Analysis: An Introduction to essentials, Biometrics, 21, 190-215.

Cherchye, L. y T. Duosmanen, (2002), Benchmarking Sustainable Development: A Synthetic Meta- Index Approach, Documento preparado en el contexto del programa de investigación en Métodos No paramétricos en Enomomía de la Producción, los recursos Naturales y el Medio Ambiente.

Cherchye, L., Moeson, W., Rogge, N., Van Puyenbroeck, T., Paisana, M., Saltelli, A., Liska, R. y Tarantola, S. (2006), Creating composite indicators with DEA and robustness analysis: the case of the technology achievement index, CES Discussion Paper 06.03.

Comrey, A. L. (1985). Manual de Análisis Factorial. Editorial Cátedra, Madrid, España.

Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests, Psychometrika, 16(3), 297-334.

DESA, UN, (2007) Indicators of Sustainable Development: Guidelines and Methodologies, 3ra. Edición.

DESA, UN, (2001) Indicators of Sustainable Development: Guidelines and Methodologies, 2ra. Edición.

DESA, UN, (1996) Indicators of Sustainable Development: Guidelines and Methodologies, 1ra. Edición.

DESA, UN, (2008) Official list of MDG Indicators, Effective 15 january 2008.

Dürsteler, Juan C. (2007), *Diagramas para la Visualización*, Info@Vis! http://www.infovis.net/printMag.php?num=186&lang=1

Esty, Daniel C., M.A. Levy, C.H. Kim, A. de Sherbinin, T. Srebotnjak, y V. Mara (2008), 2008 *Environmental Performance Index*, New Haven: Yale Center for Environmental Law and Policy.

Esty, Daniel C., Marc Levy, Tanja Srebotnjak, y Alexander de Sherbinin (2005), *2005 Environmental Sustainability Index: Benchmarking National Environmental Stewardship*, New Haven: Yale Center for Environmental Law & Policy.

Farrell, M. J. (1957), *The measurement of productive efficiency*, Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General), Vol. 120, No. 3, 253-290.

Funtowicz, S. y Ravetz, J. (2000), *La ciencia posnormal: ciencia con la gente*, Editorial Icaria, Barcelona.

Gallopín, G. C., (2006), *Los Indicadores de desarrollo Sostenible: Aspectos Conceptuales y Metodológicos,* Ponencia realizada para el Seminario de Expertos sobre Indicadores de Sostenibilidad en la Formulación y Seguimiento de Políticas – FEDEPAL

Gallopín, G. C., (2006b), *Sostenibilidad del Desarrollo en América Latina y el Caribe: cifras y tendencias Honduras.* CEPAL – División de Desarrollo Sostenible y Asentamientos Humanos

González, F., Martín, F. Y M. Fernández (2004) *Medición del Desarrollo sostenible y Análisis Regional: Diseño y Aplicación de un Índice Sintético Global a las Comunidades Autónomas Españolas.* En Investigaciones Regionales vol. 5 pp 91 – 112.

Hák, T, B.M. Moldan y A. Lyon Dahl, eds. (2007) *Sustainability Indicators. A scientific Assessment,* Scope 67. Island Press

Hall, R. y Jones, C. (1999), *Why do some countries produce so much more output per worker than others?*, Quarterly Journal of Economics, 114 (1), 83 – 116.

Hamilton, C. y Saddler, H. (1997), *The Genuine Progress Indicator – A New index of changes in well-being in Australia*, the Australia Institute, Discussion Paper No. 14, October.

Hamilton, C. y Denniss, R. (2000), *Tracking well-being in Australia, The Genuine Progress Indicator 2000*, The Australia Institute, Discussion Paper No. 35, December.

Hamilton, K. (2001), *Indicators of Sustainable development: Genuine Savings.* Note for technical discussion on sustainable development indicators, OECD.

Hartigan, J. A. (1975). *Clustering Algorithms*, John Wiley & Sons, NY.

International Atomic Energy Agency (2004) *Guidance for Calculating the Indicator of Sustainable Development for radioactive Waste Management.* Documento de trabajo.

INE, SEMARNAP, CENICA, JICA, (1997) *Segundo Informe sobre la Calidad del aire en ciudades mexicanas*, INE, CENICA, JICA, México.

Jain, A. K., Acito, F., Malhotra, N. K. y Majan, V. (1979), *A comparison of the internal validity of alternative parameter estimation methods in decompositional multiattribute preference models*, Journal of Marketing Research, Agosto de 1979, 313 – 322.

John, N. R. y Draper, J. A. (1980). *An alternative family of transformations.* Applied Statistics, **29**(2), 190 - 197.

Johnson, R. A. and Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis. 6a edición* Prentice Hall. London

Jolliffe, I. T. (2002) *Principal Component Analysis,* 2a edición. Springer

Kairser, H. F. (1958). *The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis*, Psychometrika, **23**, 187 - 200.

Keynes, John Maynard (1921), *A Treatise on Probability*; New York: MacMillan.

Kim, J. y Mueller, C.W. (1978). An Introduction to Factor Analysis: What it is and how to do it. Beverly Hills, CA: Sage.

Koopmans, T. C (1947). *Measurement without theory,* Review of Economics and Statistics, **29** (3), 161-172.

Latham, J., Collen, B., McRae, L,., and Loh, J. (2008) *El Índice de Planeta Vivo para las especies migratorias: un índice del cambio en la ambundancia de las poblaciones.* Informe final para la Convención sobre la Conservación de Especies Migratorias. World Wide Fund.

Little, R. J. A. y Rubin, D. B. (2002). *Statistical Analysis with Missing Data*, Wiley Interscience, John Wiley & Sons, New Jersey.

López Martí, L. J. y Hernández López, M. (1997). *Nuevos algoritmos no jerárquicos en clasificación de datos*, Estadística Española, **39**, 142, 129 – 140. http://www.ine.es/revistas/estaespa/142_6.pdf

Malhotra, Naresh K. (1996), *Marketing Research: An applied orientation*, Prentice Hall, New Jersey, USA.

Manly, B. F. J. (1976), *Exponential data transformations*, The Statistician, **25**, 37-42.

Medina, F. y Galván, M. (2007) *Imputación de datos: teoría y práctica*, Serie estudios estadísticos y prospectivo No. 54, CEPAL, Naciones Unidas.
http://www.eclac.org/publicaciones/xml/9/29949/LCL2772e.pdf

Moldan, B. M, Billharz, S. y Matraverrs, S. eds. (1997) *Sustainability Indicators. A report on the Project on Inticators of Sustainable Development,* Scope 58.

Munda, G. (2004), *Métodos y procesos multi-criterio para la evaluación social de políticas públicas*, Revista Iberoamericana de Economía Ecológica, **1**, 31-45.
http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2162659&orden=92626&info=link

Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A. y Tarantola, S., Hoffman, a. y Giovannini, E. (2005a). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*, OECD Statistics Working Paper, STD/DOC(2005)3.

Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A. y Tarantola, S. (2005b). *Tools for Composite Indicators Building*, European Commission, directorate-General, Joint Research Centre, EUR 21682 EN.

Naciones Unidas (1992), *Programa 21: Programa de Acción de las Naciones Unidas de Rio, Declaración de Rio sobre el medio ambiente y el desarrollo.*
http://www.un.org/esa/sustdev/documents/agenda21/spanish/riodeclaration.htm

Nicoletti G, Scarpetta, S. y Boylaud, O (2000). *Summary indicators for product market regulation with an extension to employment protection legislation*, Economic Department working papers No. 226, ECO/WKP(99)18, OECD. http://www.oecd.org/dataoecd/21/13/1880867.pdf

OECD (2002), *Aggregated environmental indices: Review of aggregation methodologies in use*, Environment Directorate, ENV/EPOC/SE(2001)2/FINAL

Pearson, K. (1901). *On lines and planes of closest fit to a system of points in space*, Philosophical Magazine, **6**, 559-572.

Peters, W. S. y Butler, J. Q. (1970). *The construction of regional economic indicators by principal components*, Annals of Regional Science, **4**, 1 - 14.

Pintér, L. , Hardí, P., y P. Bartelmus (2005), *Sustainable Development Indicators. Proposals For a Way Forward,* International Institute for Sustainable Developement (IISD). Documento preparado para la CDS.

Podinovskii, V. V. (1994), *Criteria importance theory*, Mathematical Social Sciences, **27**, 237- 252.

PNUD(2007/2008*) Informe sobre el Desarrollo Humano 2007/200. La lucha contra el cambio climático, solidaridad ante un mundo dividido.*

Quiroga, R. M. (2007), *Indicadores de Sostenibilidad ambiental y de desarrollo sostenible: estado del arte y perspectivas*, Serie manuales, CEPAL, Naciones Unidas.

Rodríguez-Labajos, B y S. E. Shmelev (2006) *Multi-dimensional Assessment of Sustainability at the Macro Level: The case of Austria,* Documento producto de la escuela de verano sobre teorías emergentes y métodos en investigación de la sostenibilidad (THEMES), Universidad de Barcelona, España

Saaty, T. L. (1980), *The analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocationn*, McGraw-Hill, New York.

Saltelli, A. (2002), *Making best use of model valuations to compute sensitivity indices*, Computer Physics Communications, **145**, 280-297.

Saltelli, A., Chan, K. y Scott, M. (2000), *Sensitivity analysis*, Probability and Statistics series, John Wiley and Sons, New York.

Spath, H. (1980). *Cluster Analysis Algorithms*, Chichester, Inglaterra, Ellis Horwood.

Schuschny, A. (2007), *El método DEA y su aplicación al estudio del sector energético y las emisiones de CO_2 en América Latina y el Caribe*, Serie estudios estadísticos y prospectivos, CEPAL, Naciones Unidas. http://www.eclac.org/id.asp?id=28668

Stockolm Environmental Institute.(1996). *Sustainable Economic Welfare in Sweeden. A pilot Index 1950-1992.*

Turner, K., Graham, J., McGregor, P. y K. Swales (2002), *Additional Measures of Progres for Scotland: An Análisis of the Issuers and Problems Associated with Aggregate/Composite Measures of Sustainability.* Documento preparado para el Grupo de evaluación del progreso de medidas adicionales. Universidad de Strathclyde, Escocia.

Uriel Jiménez, E. (1995), *Análisis de Datos. Series temporales y análisis multivariante*, Editorial AC, Madrid, España.

Wackernagel, M. y Loh, J. (2001), *Indicators of Sustainable Development: the Ecological Footprint*, Note for technical discussion on sustainable development indicators, OECD, París, June.

Wautiez, F. (2002) *Indicadores para otra Economía,* texto preparado para el libro: A Outra Economía, Antonio David Catan, Veraz Editores, Brasil.

Ward, J. H. (1963). *Hierarchical grouping to optimize an objective function*. Journal American Statistical Association, **58**, 236 - 244.

Woldwide Fund for Nature (2008), *Living Planet Report 2008, The Living Planet Index*, http://www.panda.org/news_facts/publications/living_planet_report/living_planet_index/index.cfm

Yale University and Columbia University (2005), *Environmental Performance Index: Benchmarking National Environmental Stewardship*, http://www.yale.edu/esi/

Yale University and Columbia University (2008), *Environmental Performance Index*, http://epi.yale.edu

Young, H. P. (1988), *Condorcet's theory of voting*, American Political Science Review, **82**:1231-1244.